



TUGAS AKHIR – TF 141581

**PREDIKSI CUACA UNTUK PENINGKATAN  
KESELAMATAN PENERBANGAN DENGAN  
MENGUNAKAN JARINGAN SARAF  
TIRUAN DAN ALGORITMA GENETIKA**

Dwi Andhitia Rafika  
NRP 2413 100 036

Dosen Pembimbing  
Dr.Ir. Syamsul Arifin, MT

DEPARTEMEN TEKNIK FISIKA  
Fakultas Teknologi Industri  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017





FINAL PROJECT – TF 141581

***WEATHER PREDICTION TO INCREASE THE  
FLIGHT SAFETY BY USING ARTIFICIAL  
NEURAL NETWORK AND GENETIC  
ALGORITHM***

Dwi Andhitia Rafika  
NRP 2413 100 036

Supervisor  
Dr.Ir. Syamsul Arifin, MT

DEPARTMENT OF ENGINEERING PHYSICS  
Faculty of Industrial Technology  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember  
Surabaya 2017



## **PERNYATAAN BEBAS PLAGIARISME**

Saya yang bertanda tangan di bawah ini

Nama : Dwi Andhitia Rafika  
NRP : 2413100036  
Departemen/ Prodi : Teknik Fisika/ S1 Teknik Fisika  
Fakultas : Teknologi Sepuluh Nopember  
Perguruan Tinggi : Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Dengan ini menyatakan bahwa Tugas Akhir dengan Judul “Prediksi Cuaca Untuk Peningkatan Keselamatan Penerbangan dengan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika” adalah benar karya saya sendiri dan bukan plagiat dari karya orang lain. Apabila di kemudian hari terbukti terdapat plagiat pada Tugas Akhir ini, maka saya bersedia menerima sanksi sesuai ketentuan yang berlaku.

Demikian surat pernyataan ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 7 Juli 2017  
Yang membuat pernyataan,



Dwi Andhitia Rafika  
NRP. 2413 100 036



## LEMBAR PENGESAHAN

# PREDIKSI CUACA UNTUK PENINGKATAN KESELAMATAN PENERBANGAN DENGAN MENGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN DAN ALGORITMA GENETIKA

## TUGAS AKHIR

Oleh :

Dwi Andhitia Rafika  
NRP : 2413100036

Surabaya, 7 Juli 2017  
Mengetahui/Menyetujui

Pembimbing



Dr. Ir. Syamsul Arifin, MT  
NIPN. 19630907 198903 1 004

Ketua Departemen  
Teknik Fisika FTI-ITS



Agus Muhamad Hatta, S.T, M.Si, Ph.D  
NIPN. 197809022003121002





## **LEMBAR PENGESAHAN**

# **PREDIKSI CUACA UNTUK PENINGKATAN KESELAMATAN PENERBANGAN DENGAN JARINGAN SARAF TIRUAN DAN ALGORITMA GENETIKA**

## **TUGAS AKHIR**


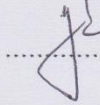
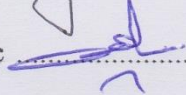
Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat  
Memperoleh Gelar Sarjana Teknik  
pada  
Bidang Studi Instrumentasi  
Program Studi S-1 Departmen Teknik Fisika  
Fakultas Teknologi Industri  
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

**DWI ANDHITIA RAFIKA**

**NRP. 241310036**

Disetujui oleh Tim Penguji Tugas Akhir :

1. Dr.Ir. Syamsul Arifin, MT  ..... (Pembimbing)
2. Ir. Ya'umar, MT  ..... (Penguji I)
3. Bagus Tris Atmajaya, ST, MSc  ..... (Penguji II)

**SURABAYA  
JULI, 2017**



# **PREDIKSI CUACA UNTUK PENINGKATAN KESELAMATAN PENERBANGAN DENGAN MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN DAN ALGORITMA GENETIKA**

**Nama Mahasiswa : Dwi Andhitia Rafika**  
**NRP : 2413 100 036**  
**Departemen : Teknik Fisika FTI-ITS**  
**Dosen Pembimbing : Dr.Ir.Syamsul Arifin, MT**

## **Abstrak**

Pada bidang penerbangan, prediksi cuaca penting untuk menentukan waktu, lokasi, arah gerak, ketinggian dan keselamatan. Cuaca yang buruk dapat menyebabkan jadwal penerbangan yang berubah secara mendadak dan mengancam keselamatan. Maka dari itu diperlukannya sebuah sistem prediksi cuaca yang akurat untuk meningkatkan keselamatan penerbangan. Dalam penelitian ini digunakan metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika untuk melakukan prediksi visibilitas dan prediksi kecepatan angin. Prediksi visibilitas menggunakan metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik dapat meningkatkan akurasi dari prediksi dengan nilai RMSE sebesar 0.115 dan dapat menghasilkan bobot yang optimum. Prediksi kecepatan angin menggunakan metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik dapat meningkatkan akurasi dengan nilai RMSE 0.0954 dari prediksi dan sudah menghasilkan bobot yang optimum. Prediktor ini dapat meningkatkan keselamatan penerbangan ditunjukkan dengan dapatnya memprediksi visibilitas dan kecepatan angin yang berbahaya untuk penerbangan di-wilayah bandar udara internasional Juanda.

**Kata Kunci : jaringan saraf tiruan, algoritma genetik, prediksi cuaca dan penerbangan.**



# ***WEATHER PREDICTION TO INCREASE THE FLIGHT SAFETY BY USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK AND GENETIC ALGORITHM***

***Name*** : ***Dwi Andhitia Rafika***  
***NRP*** : ***2413 100 036***  
***Department*** : ***Engineering Physics FTI-ITS***  
***Supervisor*** : ***Dr.Ir.Syamsul Arifin, MT***

## ***Abstract***

*In the flight field, weather prediction is important to determine time, location, direction of motion, altitude and safety. Poor weather can lead to suddenly changing flight schedules and life threats. Therefore the need for an accurate weather prediction system to improve flight safety. In this research is used method of Neural Network and Genetic Algoritma to predict the visibility and prediction of wind speed. Predicted visibility using a Neural Network method and Genetic Algorithm can improve the accuracy of prediction with a RMSE value of 0.115 and can produce the optimum weight. Wind speed prediction using Artificial Neural Network methods and Genetic Algorithm can improve accuracy with a RMSE value of 0,0954 from prediction and has yielded optimum weight. These predictors can improve flight safety demonstrated by being able to predict the visibility and dangerous wind speeds for flights within the Juanda International Airport area.*

***Keyword*** : ***artificial neural network, genetic algorithm, weather prediction and aviation.***



## **KATA PENGANTAR**

Puji syukur penulis panjatkan kepada Allah SWT, karena rahmat dan hikmat-Nya sehingga penulis diberikan kesehatan, kemudahan, dan kelancaran dalam menyusun laporan tugas akhir yang berjudul:

### **“PREDIKSI CUACA UNTUK PENINGKATAN KESELAMATAN PENERBANGAN DENGAN MENGGUNAKAN JARINGAN SARAF TIRUAN DAN ALGORITMA GENETIKA”**

Perkenankan saya menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada :

1. Agus M. Hatta, S.T., M.Si, Ph.D selaku kepala departemen Teknik Fisika ITS.
2. Dr.Ir.Syamsul Arifin,MT selaku dosen pembimbing tugas akhir ini, yang selalu memberikan motivasi dalam penyelesaian tugas akhir ini.
3. Ir. Tutug Dhanardono, MT selaku dosen wali yang senantiasa memberikan masukan dan motivasi selama masa perkuliahan.
4. Segenap Bapak/Ibu dosen pengajar di departemen Teknik Fisika - ITS.
5. Mama yang selalu menjadi inspirasi dan panutan.
6. Papa yang selalu memberikan doa dan dukungan dalam segala hal.
7. Datok yang senantiasa memberikan nasihat dan motivasi
8. Mas Dhika, Uwe, Aci, Kak Anty, Om Andunk, Om Uye, Kellyn dan Arya yang selalu memberikan doa dan dukungan.
9. Partner tugas akhir Evandino Febrianza Hartantyo yang banyak membantu dan memberikan semangat.
10. Rekan-rekan Teknik Fisika - ITS, yang senantiasa memberikan motivasi.

Penulis





## DAFTAR ISI

<b>LEMBAR PENGESAHAN.....</b>	<b>vii</b>
<b>Abstrak.....</b>	<b>xi</b>
<b>Abstract .....</b>	<b>xiii</b>
<b>KATA PENGANTAR .....</b>	<b>xv</b>
<b>DAFTAR ISI.....</b>	<b>xvii</b>
<b>DAFTAR TABEL.....</b>	<b>xxi</b>
<b>DAFTAR GAMBAR.....</b>	<b>xxiii</b>
<b>DAFTAR NOTASI.....</b>	<b>xxv</b>
<b>BAB I.....</b>	<b>1</b>
<b>PENDAHULUAN.....</b>	<b>1</b>
1.1 Latar Belakang .....	1
1.2 Rumusan Masalah .....	3
1.3 Tujuan.....	3
1.4 Batasan Masalah.....	4
<b>BAB II.....</b>	<b>5</b>
<b>DASAR TEORI .....</b>	<b>5</b>
2.1 Cuaca.....	5
2.1.1 Suhu.....	5
2.1.2 Tekanan Udara .....	5
2.1.3 Kecepatan dan Arah Angin .....	6
2.1.4 <i>Dew point</i> .....	6
2.1.5 Visibilitas.....	7
2.1.6 Jumlah dan Tipe Awan.....	8
2.2 Jaringan Saraf Tiruan .....	8
2.2.1 Sejarah Jaringan Saraf Tiruan .....	8
2.2.2 Dasar Jaringan Saraf Tiruan .....	9
2.2.3 Algoritma <i>Backpropagation</i> .....	11
2.3 Algoritma Genetika .....	13
2.4 Standar Keselamatan Penerbangan Bandar Udara	
Internasional Juanda Surabaya .....	16
2.4.1 Jarak pandang (Visibilitas).....	17
2.4.2 Kecepatan Angin dan Arah Angin .....	17
2.5 Prediksi Cuaca.....	18
2.6 <i>Root Mean Square Error</i> (RMSE) .....	19

<b>BAB III .....</b>	<b>21</b>
<b>METODE PENELITIAN .....</b>	<b>21</b>
3.1 Perumusan Masalah.....	22
3.2 Studi Literatur.....	22
3.3 Penentuan Variabel Penelitian.....	22
3.4 Pengumpulan Data.....	22
3.5 Pengujian Data.....	23
3.6 Perancangan Algoritma Prediksi Cuaca dengan Metode JST menggunakan Software MATLAB .....	24
3.7 Simulasi dan Validasi Sistem Prediksi Cuaca Metode JST .....	25
3.8 Analisa Hasil Metode JST .....	26
3.9 Algoritma Pelatihan dengan Metode JST-AG menggunakan Software MATLAB.....	26
3.10 Simulasi dan Validasi Sistem Prediksi Cuaca .....	30
3.11 Analisa Hasil Metode JST-AG .....	31
3.12 Pembahasan Hasil.....	31
3.13 Kesimpulan dan Saran .....	31
<b>BAB IV .....</b>	<b>33</b>
<b>HASIL DAN PEMBAHASAN.....</b>	<b>33</b>
4.1 Pengujian Data.....	33
4.1.1 Analisis Uji <i>Missing Data</i> , <i>Data Outlier</i> dan Uji Normalitas .....	33
4.1.2 Analisis Jalur Visibilitas .....	33
4.1.3 Analisis Regresi Visibilitas .....	35
4.1.4 Analisis Korelasi Visibilitas .....	38
4.1.5 Analisis Jalur Kecepatan angin.....	43
4.1.6 Analisis Regresi Kecepatan angin .....	45
4.1.7 Analisis Korelasi Kecepatan angin .....	47
4.2 Jaringan Saraf Tiruan untuk Memprediksi Visibilitas .....	53
4.3 Jaringan Saraf Tiruan untuk Memprediksi Kecepatan Angin ....	57
4.4 Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika untuk Memprediksi Visibilitas .....	62
4.5 Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika untuk Memprediksi Kecepatan Angin.....	66
4.6 Prediksi Jarak Pandang dan Kecepatan Angin untuk Penerbangan .....	73

<b>BAB V .....</b>	<b>75</b>
<b>KESIMPULAN DAN SARAN .....</b>	<b>75</b>
5.1 Kesimpulan.....	75
5.2 Saran.....	75
<b>DAFTAR PUSTAKA .....</b>	<b>77</b>
<b>LAMPIRAN A .....</b>	<b>81</b>
<b>LAMPIRAN B .....</b>	<b>91</b>
<b>LAMPIRAN C .....</b>	<b>131</b>
<b>LAMPIRAN D .....</b>	<b>143</b>



## DAFTAR TABEL

Tabel 4.1	<i>Model Summary</i> Visibilitas.....	35
Tabel 4.2	<i>Coefficients</i> Visibilitas .....	36
Tabel 4.3	<i>Correlations</i> Visibilitas.....	39
Tabel 4.4	<i>Model Summary</i> Kecepatan angin .....	45
Tabel 4.5	<i>Coefficients</i> Kecepatan angin.....	46
Tabel 4.6	<i>Correlation</i> Kecepatan angin.....	48
Tabel 4.7	Nilai RMSE Visibilitas Terhadap Jumlah <i>Hidden Node</i> .....	53
Tabel 4.8	Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Visibilitas Menggunakan Metode JST .....	56
Tabel 4.9	Nilai RMSE Kecepatan angin Terhadap Jumlah <i>Hidden Node</i> .....	58
Tabel 4.10	Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Kecepatan angin Menggunakan Metode JST .....	60
Tabel 4.11	Nilai RMSE Visibilitas dengan Menggunakan Metode Gabungan JST-AG .....	62
Tabel 4.12	Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Visibilitas Menggunakan Metode JST-GA .....	65
Tabel 4.13	Nilai RMSE Kecepatan Angin dengan Menggunakan Metode Gabungan JST dan AG .....	67
Tabel 4.14	Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Kecepatan Angin Menggunakan Metode JST-AG .....	70
Tabel 4.15	Perbandingan Metode Terhadap Nilai RMSE, Jumlah <i>Hidden Node</i> dan <i>Epoch</i> .....	72
Tabel 4.16	Visibilitas dan Kecepatan Angin yang Melewati Batas Aman Pada Bandara Juanda.....	74



## DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1	Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan .....	10
Gambar 2.2	Struktur dari Algoritma Genetik .....	13
Gambar 2.3	<i>Crossover</i> dengan pindah silang satu titik .....	15
Gambar 2.4	Mutasi gen .....	15
Gambar 2.5	Posisi <i>Run way</i> Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya.....	16
Gambar 3.1	<i>Flowchart</i> Penelitian .....	21
Gambar 3.2	<i>Flowchart</i> Algoritma JST.....	25
Gambar 3.3	<i>Flowchart</i> Algoritma AG dan JST .....	26
Gambar 4.1	Diagram Jalur Visibilitas.....	34
Gambar 4.2	Diagram Jalur Untuk Memprediksi Visibilitas ....	42
Gambar 4.3	Diagram Jalur Kecepatan angin .....	44
Gambar 4.4	Diagram Jalur Untuk Memprediksi Kecepatan angin.....	51
Gambar 4.5	Grafik <i>Training</i> Visibilitas dengan 3 <i>Hidden Node</i> .....	54
Gambar 4.6	Grafik Validasi Visibilitas dengan 3 <i>Hidden Node</i> .....	54
Gambar 4.7	Performansi Pelatihan Visibilitas .....	55
Gambar 4.8	Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Visibilitas .....	57
Gambar 4.9	Grafik <i>Training</i> Kecepatan angin dengan 8 <i>Hidden</i> <i>Node</i> .....	58
Gambar 4.10	Grafik Validasi Kecepatan angin dengan 8 <i>Hidden</i> <i>Node</i> .....	59
Gambar 4.11	Performansi <i>Training</i> Kecepatan angin.....	59
Gambar 4.12	Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Kecepatan angin.....	61
Gambar 4.13	Hasil <i>training</i> visibilitas menggunakan metode JST-AG dengan 4 <i>hidden node</i> .....	63
Gambar 4.14	Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-AG dengan 4 <i>hidden node</i> .....	63
Gambar 4.15	Performansi <i>Training</i> Visibilitas dengan Metode JST-AG .....	64

Gambar 4.16	Arsitektur Untuk Memprediksi Visibilitas dengan Metode JST-AG .....	66
Gambar 4.17	Hasil <i>training</i> kecepatan angin menggunakan metode JST-AG dengan 10 <i>hidden node</i> .....	67
Gambar 4.18	Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-AG dengan 10 <i>hidden node</i> .....	68
Gambar 4.19	Performansi <i>Training</i> Kecepatan angin Menggunakan Metode JST-AG.....	69
Gambar 4.20	Arsitektur Untuk Memprediksi Kecepatan Angin dengan Metode JST-AG .....	71



## DAFTAR NOTASI

Notasi	Nama	Satuan
TEMP	Suhu udara rata-rata harian	°F
DEWP	Titik embun rata-rata harian	°F
SLP	Tekanan udara rata-rata harian di atas permukaan laut	Milibar
STP	Tekanan udara rata-rata harian di stasiun cuaca	Milibar
MXSPD	Kecepatan angin tertinggi dalam satu hari	Knot
MAX T.	Suhu udara maksimum dalam satu hari	°F
MIN T.	Suhu udara minimum dalam satu hari	°F
VISIB	Jarak pandang atau visibilitas rata-rata harian	Mil
WDSP	Kecepatan angin rata-rata harian	Knot
$z$	Nilai standardisasi data	-
$df$	Derajat kebebasan ( <i>Degree of Freedom</i> )	-
Sig.	Nilai signifikansi data	-
R	Koefisien korelasi berganda	-
$R^2$	Koefisien determinasi	-
B	Koefisien regresi	-
Beta	B yang telah terstandardisasi	-
$v_{ij}$	Bobot yang berasal dari <i>input node</i> ke- <i>i</i> ke <i>hidden node</i> ke- <i>j</i>	-
$w_j$	Bobot yang berasal dari <i>hidden node</i> ke- <i>j</i>	-

$S_{in\ i}$	<i>Input node</i> atau node masukan ke- <i>i</i>	-
$S_{hn\ j}$	Fungsi aktivasi pada <i>hidden node</i> atau node tersembunyi ke- <i>j</i>	-
$S_{out}$	Fungsi aktivasi pada <i>output node</i> atau node keluaran	-
RMSE	<i>Root Mean Square Error</i>	-
$\alpha$	<i>Learning rate</i>	-

# **BAB I**

## **PENDAHULUAN**

### **1.1 Latar Belakang**

Prediksi cuaca penting dalam merencanakan kehidupan sehari-hari, salah satunya untuk membuat keputusan. Keberhasilan dari suatu prediksi cuaca akan berdampak pada pengambilan keputusan diberbagai bidang, antara lain pada bidang pertanian dan penerbangan. Pada bidang pertanian prediksi cuaca digunakan untuk dapat menentukan jadwal pertanian agar memberikan hasil yang diinginkan (Saima H., 2011). Sedangkan pada bidang penerbangan, prediksi cuaca penting untuk menentukan waktu, lokasi, arah gerak, ketinggian serta merencanakan pergerakan pesawat untuk memperhitungkan gangguan operasi yang dapat disebabkan jika cuaca sedang buruk dan juga untuk mempertimbangkan dalam menentukan rute penerbangan atau menentukan dalam membawa tambahan bahan bakar jika dalam suatu kasus pesawat harus kembali dikarenakan kondisi cuaca yang tidak memungkinkan (Agie Wandala Putra, 2014).

Menurut *Federal Aviation Administration* dari tahun 2008 hingga 2013, tertundanya penerbangan lebih dari 15 menit disebabkan oleh 69% karena masalah cuaca, 19% karena masalah jumlah penumpang, 6% karena masalah landasan penerbangan, 1% karena masalah peralatan, dan 5% karena masalah lainnya. Cuaca yang buruk menyebabkan jadwal penerbangan yang berubah secara mendadak dan mempengaruhi lalu lintas udara (Administartion, 2015). Perlunya sebuah metode prediksi cuaca yang baik sehingga dapat mengurangi kerugian dan kerusakan melalui prediksi cuaca yang akurat.

Metode prediksi cuaca ada dua pada umumnya digunakan, yaitu metode dengan pendekatan empiris dan yang kedua adalah metode pendekatan dinamis. Metode pendekatan empiris sering disebut sebagai peramalan analog, metode ini menggunakan data cuaca masa lampau untuk memprediksi kejadian dimasa depan. Sedangkan metode kedua didasarkan pada persamaan dan sering disebut sebagai metode numerik. Metode yang paling banyak

digunakan untuk memprediksi cuaca adalah metode pendekatan empiris. Metode pendekatan empiris ini seperti regresi, jaringan saraf tiruan (JST), stokastik, logika *fuzzy*. Metode jaringan saraf tiruan (JST) dapat digunakan untuk memodelkan hubungan yang kompleks antara *input* dan *output* untuk mengetahui pola yang ada pada data. Jaringan saraf tiruan (JST) adalah sistem *self-adaptive* yang dapat belajar untuk memecahkan permasalahan yang kompleks dari suatu masalah dan dapat mengeneralisasi pengetahuan yang diperoleh untuk memecahkan masalah yang tak terduga seperti prediksi cuaca (Litta A. J, 2012).

Presisi dari jaringan saraf tiruan bergantung pada konfigurasi kombinasi parameter input, algoritma pelatihan dan konfigurasi arsitektur. Meningkatkan kombinasi parameter dan struktur dari jaringan saraf tiruan bukanlah tugas yang mudah. Cara alternatif untuk menemukan arsitektur terbaik dari jaringan saraf tiruan ada beberapa yaitu *trial and error*, metode empiris atau statistik, metode *hybrid* seperti *fuzzy*, metode konstruktif, metode strategi evolutif, dan metode terakhir adalah menggunakan algoritma genetika (AG) untuk mengembangkan topologi dan parameter dari jaringan saraf tiruan. Algoritma Genetika (AG) dapat digunakan untuk memilih fitur untuk mengubah fitur yang digunakan, memilih aturan pembelajaran, memilih atribut, memilih arsitektur atau memilih bobot konfigurasi dari Jaringan Saraf Tiruan (Thiago Meirelles Ventura, 2015).

Penelitian sebelumnya menentukan arsitektur jaringan saraf tiruan *backpropagation* (bobot awal dan bias awal) menggunakan algoritma genetika dapat menyelesaikan masalah dalam penentuan parameter arsitektur jaringan syaraf tiruan (bobot awal dan bias awal) dan menghasilkan hasil yang lebih baik dibandingkan dengan tanpa optimasi (Suhendra, 2015). Penelitian lainnya melakukan prediksi curah hujan dengan metode gabungan antara Algoritma Genetika (AG) dan *Partially Connected Feedforward Neural Network* (PCFNN), yang mana dapat menghasilkan prediksi curah hujan yang lebih baik. Gabungan AG dan PCFNN merupakan bentuk gabungan dari algoritma jaringan saraf dan algoritma evolusioner. Algoritma yang digunakan pada algoritma

revolusioner adalah AG, yang mana menggabungkan kedua algoritma untuk menghasilkan koneksi dan bobot maksimum. Gabungan metode AG dan PCFNN akan menghasilkan koneksi dan bobot yang berhubungan secara parsial sehingga dapat memprediksi curah hujan di Kemayoran Jakarta untuk tujuh hari kedepan.

Penelitian yang telah dilakukan sebelumnya, dengan menggunakan gabungan antara AG dan PCFNN menghasilkan rata-rata persentase *error* absolut sebesar 35,53% atau akurasi tes sebesar 64.47% jika nilai yang hilang diganti dengan 0 (nol). Sedangkan jika nilai yang hilang diganti dengan nilai rata-rata maka rata-rata persentase eror absolut menjadi 18.84% atau akurasi sebesar 81.52%. (Nurcahyo, Nhita, & Adiwijaya, 2014).

Perlunya sebuah sistem prediksi cuaca untuk meningkatkan keselamatan penerbangan. Dalam penelitian ini menggunakan metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika.

## 1.2 Rumusan Masalah

Dari latar belakang diatas, maka rumusan masalah pada penelitian kali ini adalah:

- a. Apakah prediktor cuaca dengan menggunakan metode gabungan antara Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan Algoritma Genetika (AG) dapat meningkatkan akurasi dari prediksi cuaca?
- b. Apakah metode Algoritma Genetika (AG) dapat menghasilkan bobot yang optimum pada Jaringan Saraf Tiruan (JST)?
- c. Apakah metode gabungan antara Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan Algoritma Genetika (AG) dapat melakukan prediksi cuaca untuk meningkatkan keselamatan penerbangan?

## 1.3 Tujuan

Adapun tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

- a. Mengetahui apakah prediktor cuaca dengan menggunakan metode gabungan antara Jaringan Saraf Tiruan

- (JST) dan Algoritma Genetika (AG) dapat meningkatkan akurasi dari prediksi cuaca.
- b. Mengetahui apakah metode Algoritma Genetika (AG) dapat menghasilkan bobot yang optimum pada Jaringan Saraf Tiruan (JST).
  - c. Mengetahui apakah metode gabungan antara Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan Algoritma Genetika (AG) dapat melakukan prediksi cuaca untuk meningkatkan keselamatan penerbangan.

#### **1.4 Batasan Masalah**

Adapun batasan masalah pada tugas akhir ini adalah:

- a. Daerah yang digunakan untuk penelitian adalah pada Bandar Udara Internasional Juanda, Surabaya
- b. Variabel yang diprediksi kecepatan angin dan visibilitas rata-rata dalam 1 hari
- c. Data yang digunakan dari Badan Meteorologi Klimatologi, dan Geofisika dengan rentang waktu lima tahun.
- d. Peningkatan keselamatan pada penelitian ini dilakukan pada saat pesawat lepas landas dan mendarat.

## **BAB II**

### **DASAR TEORI**

#### **2.1 Cuaca**

Cuaca adalah keadaan seketika atau saat ini dari atmosfer dan terukur dalam hal suhu, tekanan atmosfer, *dew point*, kecepatan angin, arah angin, awan, visibilitas, dan curah hujan. Secara umum, cuaca yang berdapak ke permukaan bumi terjadi di troposfer. Parameter cuaca diukur dengan instrumen yang berbeda (Center, 2006).

##### **2.1.1 Suhu**

Suhu merupakan suatu ukuran untuk kehangatan relatif pada suatu objek atau substansi yang akan mempermudah untuk membandingkan suatu obek atau substansi atau dengan standarnya masing-masing. Suhu berbeda dengan panas, dimana panas merupakan bentuk dari energi, sedangkan suhu merupakan efek dari yang diproduksi oleh energi.

Alat yang digunakan untuk mengukur suhu sehingga dapat dibaca dalam bentuk skala adalah termometer. Terdapat beberapa skala suhu, tetapi hanya tiga yang digunakan secara luas yaitu skala Kelvin, Celsius, dan Fahrenheit. Peneliti biasanya menggunakan skala Kelvin, dimana suhu ditulis dalam satuan K tanpa simbol derajat. Skala suhu Celsius biasanya digunakan dalam kehidupan sehari-hari, dan ditulis dengan satuan °C. Skala suhu Fahrenheit ditulis dalam satuan °F. Skala lainnya salah satunya adalah Reaumur, yang saat ini cukup jarang digunakan.

##### **2.1.2 Tekanan Udara**

Tekanan udara merupakan suatu gaya yang dihasilkan oleh berat udara yang berada di atasnya. Berat dari atmosfer merupakan besar dari tekanan gravitasi yang menarik massa atmosfer. Karena tekanan udara disebabkan oleh gravitasi, maka akan bekerja ke arah bawah. Tekanan udara dihasilkan oleh pergerakan molekul udara. Semakin banyak molekul udara, maka semakin besar tekanan yang dihasilkan.

Tekanan udara bervariasi sesuai dengan suhu dan masa jenis udara, dimana semuanya saling berhubungan sesuai dengan hukum gas ideal. Tekanan udara akan berkurang sesuai dengan ketinggian, karena jarak menuju puncak atmosfer dan berat udara yang berada di atasnya akan berkurang.

Alat yang digunakan untuk mengukur tekanan udara adalah barometer. Barometer dapat mengukur tekanan udara karena hukum barometrik, yang mana menyebutkan bahwa tekanan udara menyeimbangkan berat dari semua udara yang berada di daerah yang ditinjau.

### **2.1.3 Kecepatan dan Arah Angin**

Angin merupakan pergerakan dari udara yang dihasilkan dari perbedaan distribusi tekanan udara. Udara memiliki kecenderungan bergerak dari daerah yang bertekanan tinggi menuju daerah yang bertekanan rendah. Angin secara umum berhembus secara horizontal, tetapi bisa dapat memiliki komponen vertikal.

Arah angin selalu diartikan sebagai arah dari mana angin berhembus dan bukan kemana angin berhembus. Arah angin dapat ditunjukkan oleh alat penunjuk arah angin yaitu wind vane atau aerovane. Arah angin ditunjukkan dalam satuan derajat yang dihitung searah jarum jam dimulai dari utara yang menunjukkan  $0^\circ$ , tetapi biasanya dengan simbol derajat yang tidak dituliskan.

Kecepatan angin merupakan suatu nilai yang menunjukkan angin bergerak. Kecepatan angin dapat diukur dengan anemometer atau aerovane dan hanya mengukur kecepatan saja tanpa memasukkan nilai arah angin. Kecepatan angin untuk keperluan umum, biasanya ditunjukkan dengan satuan meter per jam (mph) atau kilometer per jam (km/h). Pada keperluan penerbangan digunakan satuan knot. Sedangkan peneliti biasanya menggunakan meter per detik (m/s).

### **2.1.4 Dew point**

*Dew point* merupakan jumlah uap air yang berada di udara, dapat diartikan juga sebagai tingkat kelembapan atau tingkat kekeringan dari udara. *Dew point* hanya ditunjukkan untuk air



yang berada di dalam gas. *Dew point* dapat diukur dengan beberapa cara, yaitu rasio pencampuran (*mixing ratio*), *dew point* spesifik (*spesifik humifity*), *dew point* absolut (*absolute humidity*), dan *dew point* relatif (*relative humidity*) yang paling sering digunakan. Saat laporan cuaca menyebutkan *dew point*, yang dimaksud adalah nilai *dew point* relatif. Alat yang digunakan untuk mengukur *dew point* disebut hygrometer.

*Dew point* relatif (*relative humidity*/RH) merupakan rasio dari massa uap air yang ada pada unit massa udara kering dengan jumlah yang dibutuhkan untuk menghasilkan titik jenuh di udara. RH merupakan ukuran *dew point* yang paling sering digunakan, dan salah satu yang ditunjukkan pada laporan cuaca. Hal ini karena akan memberikan informasi seberapa dekat air menuju titik jenuh, seberapa mungkin awan akan terbentuk, ataupun seberapa mungkin hujan akan terjadi.

### 2.1.5 Visibilitas

Visibilitas merupakan suatu jarak dimana seorang pengamat dapat melihat suatu objek seperti pohon atau bangunan dengan mata telanjang. Dapat diartikan juga sebagai transparansi udara untuk cahaya tampak. Visibilitas diukur pada stasiun cuaca dengan referensi angka pada objek yang familiar pada jarak yang diketahui dari titik observasi. Diperlukan untuk dibuat angka pengukuran dalam arah yang berbeda untuk menentukan visibilitas disekitar.

Visibilitas dapat berkurang dengan adanya tetesan air dan partikel kecil yang padat pada udara antara objek dan pengamat. Objek dapat terlihat karena terdapat cahaya yang terpantulkan dari objek menuju pengamat. Antara objek dan pengamat, beberapa cahaya terhamburkan dan beberapa terserap, sehingga hanya sebagian pantulan cahaya yang mencapai pengamat. Pada permukaan tanah, fenomena atmosferik yang dapat mengurangi visibilitas adalah kabut, asap, hembusan salju, pasir, atau debu. Sedangkan jika berada di udara, yang dapat mengurangi visibilitas adalah awan.

### 2.1.6 Jumlah dan Tipe Awan

Awan merupakan suatu tetesan air atau kristal es dalam konsentrasi yang besar yang terbentuk akibat kondensasi dari uap air di udara jenuh dan menetap di udara, jauh diatas permukaan. Kapanpun waktunya, sekitar setengah permukaan bumi tertutup oleh awan. Di dalam awan, tetesan dan kristal biasanya bertahan selama kurang dari satu jam sebelum terevaporasi atau tersublimasi. Selanjutnya, tetesan air yang baru terkondensasi dan kristal es yang baru membeku akan langsung menggantikannya.

Jumlah awan merupakan suatu sebutan untuk menunjukkan sejauh mana langit dikaburkan oleh awan. Informasi ini masuk dalam rincian laporan cuaca bersama dengan detail tipe awan. Jumlah awan dapat diukur dengan cara diamati dengan mata manusia dan dibagi menjadi 10 kemungkinan atau 8 kemungkinan (satuan oktas), dengan semakin besar bilangannya maka semakin banyak bagian langit yang tertutup oleh awan.

Awan sangat bervariasi dalam warna, bentuk, dan seberapa tinggi awan terbentuk diatas permukaan. Pada sistem yang modern, awan diklasifikasikan berdasarkan ketinggian dasar awan yaitu *high*, *middle*, dan *low*. Kemudian awan dibagi berdasarkan wujudnya menjadi 10 tipe dasar, yaitu cirrus, cirrostratus dan cirrocumulus untuk tipe *high*; altocumulus, altostratus, dan nimbostratus untuk tipe *middle*; dan stratus, stratocumulus, cumulus, dan cumulonimbus untuk tipe *low*. Nama tersebut diambil dari bahasa latin yaitu cirrus yang berarti rambut (*hair*), cumulus yang berarti gundukan (*pile*), dan stratum yang berarti lapisan (*layer*).

## 2.2 Jaringan Saraf Tiruan

### 2.2.1 Sejarah Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan dibuat pertama kali pada tahun 1943 oleh *neurophysiologist* Warren McCulloch dan *logician* Walter Pitts, namun teknologi yang tersedia pada saat itu belum memungkinkan mereka berbuat lebih jauh. Jaringan Saraf Tiruan didefinisikan sebagai susunan dari elemen-elemen penghitung yang disebut neuron atau titik (*node*) yang saling terhubung guna

dimodelkan untuk meniru fungsi otak manusia. Jaringan Saraf Tiruan dicirikan dengan adanya proses pembelajaran (*learning*) yang berfungsi untuk mengadaptasi parameter-parameter jaringan. Bobot dalam jaringan yang diusulkan oleh McCulloch dan Pitts diatur untuk melakukan fungsi logika sederhana. Fungsi aktivasi yang dipakai adalah fungsi *threshold*.

Tahun 1958, Roserb latt memperkenalkan dan mulai mengembangkan model jaringan yang disebut *perceptron*. Metode pelatihan diperkenalkan untuk mengoptimalkan hasil iterasinya. Widrow dan Hoff (1960) mengembangkan *perceptron* dan memperkenalkan aturan pelatihan jaringan yang dikenal sebagai aturan delta. Rumelhat (1986) mengembangkan *perceptron* menjadi *backpropagation* yang memungkinkan jaringan diproses melalui beberapa layer. Selain itu, beberapa model lainnya dikembangkan oleh Kohonen (1972), Hopfield (1982), dan lainnya. Pengembangan yang ramai dibicarakan sejak tahun 1990an adalah aplikasi model-model Jaringan Saraf Tiruan untuk menyelesaikan berbagai masalah di dunia nyata. Jaringan Saraf Tiruan ditentukan oleh beberapa hal berikut, yaitu:

- a. Pola hubungan antar neuron disebut arsitektur jaringan
- b. Metode untuk menentukan bobot penghubung disebut metode *learning* atau *training*
- c. Penggunaan bias
- d. Fungsi aktivasi (Rachman, 2010)

### 2.2.2 Dasar Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan merupakan sistem pemrosesan informasi yang memiliki karakteristik kinerja yang sama dengan jaringan saraf biologis. Jaringan Saraf Tiruan telah dikembangkan sebagai generalisasi dari model matematik untuk kesadaran manusia atau saraf biologi, dengan asumsi dasar bahwa:

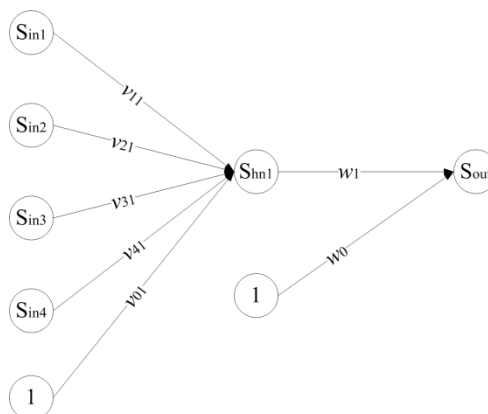
- a. Informasi yang diproses muncul sebagai beberapa elemen sederhana yang disebut neuron
- b. Sinyal dilewatkan diantara neuron menggunakan *link* koneksi.

- c. Setiap *link* koneksi memiliki bobot tertentu, yang mana pada jaringan saraf secara umum, melipat gandakan sinyal yang ditransmisikan.
- d. Setiap neuron mengaplikasikan fungsi aktivasi (biasanya *non linear*) menuju masukan jaringan (gabungan bobot dari sinyal masukan) untuk menentukan sinyal keluaran.

Jaringan Saraf Tiruan ditandai dengan adanya:

- a. Pola koneksi antara neuron disebut arsitektur
- b. Metode untuk menghitung bobot pada koneksi disebut *training* atau *learning*
- c. Fungsi aktivasi

Jaringan Saraf Tiruan terdiri atas sejumlah proses elemen besar sederhana yang disebut neuron, unit, sel, dan node. Setiap neuron terhubung oleh *link* koneksi yang masing-masing memiliki bobot tertentu. Bobot memberikan informasi yang dapat digunakan oleh Jaringan Saraf Tiruan untuk memecahkan suatu masalah. Jaringan Saraf Tiruan dapat diaplikasikan dalam berbagai masalah seperti menyimpan atau memanggil data atau pola, mengklasifikasikan pola, melakukan pemetaan dari pola masukan ke pola keluaran, mengelompokkan pola yang serupa, ataupun menemukan solusi untuk membatasi masalah optimisasi (Fausett, 1994).



**Gambar 2. 1** Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan

### 2.2.3 Algoritma *Backpropagation*

Algoritma *Blackpropagation* adalah algoritma pembelajaran supervisi yang paling populer. *Backpropagation* adalah metode pembelajaran dari *multilayer* jaringan saraf tiruan. *Backropagation* adalah metode turunan gradien dimana gradien *error* dihitung. Algoritma ini meminimalisir fungsi kesalahan yang dilakukan dengan menggunakan teknik turunan gradien (Agie Wandala Putra, 2014) (Gill, Singh, & Singh, 2010). Berikut ini adalah langkah-langkah dalam algoritma *backpropagation*

Langkah 0:

Inisialisasi bobot dan *learning rate*.

Langkah 1:

Saat kondisi berhenti tidak terpenuhi lakukan langkah 2 hingga langkah 9.

Langkah 2:

Untuk setiap pasangan pelatihan (sumber dan tagret) maka lakukan langkah 3 hingga 8.

*Feedforward*

Langkah 3:

Setiap unit masukkan ( $X_i = 1, \dots, n$ ) menerima sinyal masukan dan menyebarkan sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan tersembunyi.

Langkah 4:

Pada setiap unit tersembunyi ( $Z_j, j = 1, \dots, n$ ) hitung bobot sinyal masukannya

$$z\_in_j = vo_j + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (2.1)$$

Kemudian aplikasikan pada fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya

$$z_j = f(z\_in_j) \quad (2.2)$$

dan kirim sinyal tersebut ke semua unit pada lapisan keluaran.

Langkah 5:

Pada setiap unit keluaran ( $Y_k, k = 1, \dots, p$ ) hitung bobot sinyal masukannya

$$y\_in_k = w_{0k} + \sum_{i=1}^p z_j w_{jk} \quad (2.3)$$

dan aplikasikan pada fungsi aktivasi untuk menghitung sinyal keluarannya

$$y_k = f(y\_in_k) \quad (2.4)$$

*Error Backpropagation*

Langkah 6:

Pada setiap unit keluaran ( $Y_k, k = 1, \dots, m$ ) yang menerima pola target berdasarkan masukkan pola pelatihan, hitung informasi *error*-nya

$$\delta_k = (t_k - y_k) f'(y\_in_k) \quad (2.5)$$

Kemudian kalkulasi nilai koreksi bobot

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k z_j \quad (2.6)$$

Lalu kalkulasi nilai koreksi bias

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (2.7)$$

Selanjutnya kirim informasi *error* ke unit diatasnya.

Langkah 7:

Pada setiap unit tersembunyi ( $z_j, j = 1, \dots, p$ ) hitung delta masukannya (dari unit pada lapisan diatasnya)

$$\delta\_in_j = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (2.8)$$

Kalkulasi informasi *error*-nya

$$\delta_j = \delta\_in_j f'(z\_in_j) \quad (2.9)$$

Kalkulasi nilai koreksi bobot

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (2.10)$$

Kalkulasi nilai koreksi bias

$$\Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (2.11)$$

Perbaharui bobot dan bias

Langkah 8:

Pada setiap unit keluaran ( $Y_k, k = 1, \dots, m$ ) perbaharui bias dan bobot ( $j = 0, \dots, p$ )

$$w_{jk}(\text{new}) = w_{jk}(\text{old}) + \Delta w_{jk} \quad (2.12)$$

Pada setiap unit tersembunyi ( $Z_j, j = 1, \dots, p$ ) perbaharui bias dan bobot ( $i = 0, \dots, n$ )

$$v_{ij}(\text{new}) = v_{ij}(\text{old}) + \Delta v_{ij} \quad (2.13)$$

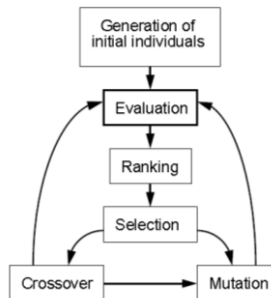
Langkah 9:

Tes kondisi berhenti.

*Epoch* adalah suatu proses siklus pelatihan yang melalui seluruh data set pelatihan. Algoritma *backpropagation* melakukan perbaharuan bobot setelah melakukan seluruh data set pelatihan (Fausett, 1994).

### 2.3 Algoritma Genetika

Algoritma Genetika dikembangkan oleh John Holland pada tahun 1970. Algoritma Genetika adalah algoritma optimisasi yang meniru prinsip genetika alam dan seleksi alam. Algoritma Genetika melakukan pencarian dengan arah yang acak menggunakan alternatif yang telah diberikan untuk menemukan alternatif terbaik dengan menyesuaikan pada kriteria *fitness*. *Fitness* adalah suatu nilai yang akan dimaksimalkan atau diminimalkan. Sebuah populasi awal dari kromosom diambil untuk menghasilkan keturunan yang dapat bertahan hidup untuk membuat generasi berikutnya (Gill, Singh, & Singh, 2010). Operasi dasar dari Algoritma Genetika adalah *selection*, *crossover*, dan *mutation*.

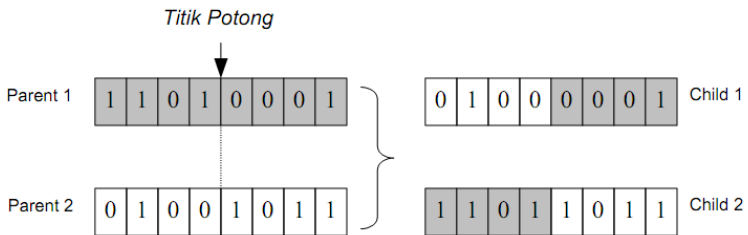


**Gambar 2. 2** Struktur dari Algoritma Genetik

Gambar 2.3 merupakan ilustrasi dari struktur Algoritma Genetika. Dimulai dengan generasi acak dari kumpulan individu yaitu populasi awal. Individu-individu dievaluasi dan diberi peringkat. Karena jumlah individu dalam setiap populasi dipertahankan konstan, untuk masing masing individu baru dan individu lama akan dibuang karena memiliki nilai *fitness* yang tidak sesuai. Ada dua operator dasar untuk menghasilkan individu baru yaitu *crossover* dan mutasi. Mutasi lebih sederhana dibandingkan dengan *crossover*, selama mutasi berlangsung beberapa bit dari parameter string akan membalik secara acak. Mutasi dapat diterapkan untuk keturunan yang dihasilkan oleh *crossover* atau sebagai operator tunggal secara acak untuk setiap individu dalam populasi (Koehn, 1994). Berikut ini adalah langkah langkah dalam Algoritma Genetik :

- a. Mendefinisikan individu, dimana individu mempresentasikan sebuah solusi dari suatu masalah yang sedang dipecahkan.
- b. Membangkitkan populasi awal secara acak.
- c. Mendefinisikan nilai *fitness*, sebuah nilai yang mengindikasikan kualitas dari suatu individual (solusi). Nilai *fitness* sebagai acuan dalam mencapai nilai optimal dalam Algoritma Genetik.
- d. Seleksi individu, pemilihan individu berdasarkan nilai *fitness*-nya semakin tinggi nilai *fitness* suatu individu semakin besar kemungkinan untuk terpilihnya. Salah satu teknik yang dapat dilakukan adalah dengan teknik mesin *roulette*.
- e. *Crossover*, salah satu operator yang melibatkan dua induk untuk menghasilkan keturunan yang baru. Melakukan pertukaran gen dari dua induk secara acak. Pertukaran gen dapat secara langsung maupun pertukaran gen secara aritmatika.





**Gambar 2. 3** *Crossover* dengan pindah silang satu titik

- f. Mutasi gen, operator yang menukar nilai gen dengan nilai inversinya, misalnya nilai gen 0 ditukar menjadi nilai gen 1. Setiap individu mengalami mutasi gen dengan probabilitas mutasi yang telah ditentukan. Mutasi gen dilakukan dengan memberikan nilai inversi atau menggeser nilai gen pada gen yang terpilih untuk dimutasikan.

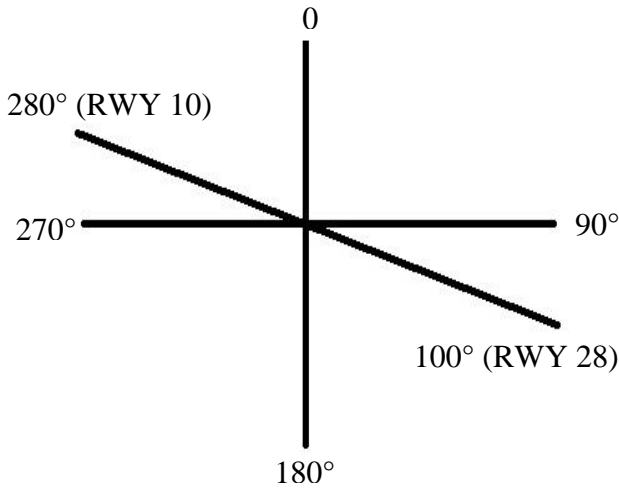


**Gambar 2. 4** Mutasi gen

- g. Bila kriteria yang diinginkan belum terpenuhi maka akan dibentuk lagi generasi baru dengan mengulang operasi seleksi, *crossover*, *mutation*.
- h. Kriteria berhenti pada proses Algoritma Genetik yang sering digunakan antara lain:
- Berhenti pada generasi tertentu
  - Berhenti setelah dalam beberapa generasi berturut turut didapatkan nilai *fitness* tertinggi dan tidak berubah
  - Berhenti bila dalam n generasi berikutnya tidak diperoleh nilai *fitness* yang lebih tinggi (Sihombing, 2011).

Iterasi pada algoritma genetika adalah proses pengulangan yang dilakukan saat algoritma ingin mendapatkan individu baru yang terbaik.

## 2.4 Standar Keselamatan Penerbangan Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya



**Gambar 2. 5** Posisi *Run way* Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya

Cuaca penerbangan adalah cuaca yang diperuntukkan khusus untuk dunia penerbangan, baik untuk saat lepas landas, mendarat maupun selama penerbangan. Berdasarkan informasi dari regulator Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya, kelayakan penerbangan dinilai dari dua faktor, yaitu faktor dalam dan faktor luar. Faktor dalam berasal dari armada pesawat itu sendiri, baik itu berupa kesiapan armada, awak pesawat, muatan pesawat, dokumen dan sertifikat pesawat. Sedangkan faktor luar dipengaruhi oleh faktor alam, dalam hal ini cuaca penerbangan. Keadaan cuaca yang sangat mempengaruhi kelancaran penerbangan adalah angin, jarak pandang serta awan. Khusus untuk kebutuhan lepas landas dan pendaratan di bandara, kecepatan angin, arah angin serta jarak pandang menjadi acuan utama untuk menentukan apakah suatu pesawat dikatakan layak untuk lepas landas atau mendarat di bandara tersebut. Ketentuan kelayakan

keadaan angin dan jarak pandang pada tiap bandara berbeda-beda, tergantung spesifikasi teknis dari bandara itu sendiri.

Untuk Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya yang landasannya membentang sepanjang 2.300 meter dari barat ke timur memiliki kondisi cuaca minimal sendiri sesuai dengan kondisi landasan serta alat bantu navigasi pesawat untuk pendaratan atau *Instrument Landing System* (ILS). Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya memiliki 2 *run way*, yaitu *run way barat* (RWY 10) dan *run way timur* (RWY 28). (Ramadhan)

#### **2.4.1 Jarak pandang (Visibilitas)**

Jarak pandang (Visibilitas) minimal saat mendarat pada Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya adalah:

- a. Untuk *Runway* barat karena dilengkapi dengan sarana ILS, maka jarak pandang mendarat (Visibilitas) minimalnya 800 meter.
- b. Untuk *Runway* timur karena tidak dilengkapi dengan sarana ILS, maka jarak pandang mendarat (Visibilitas) minimalnya 1600 meter (BMKG Juanda, 2013).

#### **2.4.2 Kecepatan Angin dan Arah Angin**

Angin terjadi akibat adanya perbedaan tekanan. Udara bergerak dari daerah yang bertekanan tinggi ke daerah yang bertekanan rendah. Perbedaan tekanan disebabkan adanya perbedaan suhu, dan besar perbedaan itulah yang menentukan besar kecilkan aliran udara. Pesawat selalu lepas landas dan mendarat menuju ke arah datangnya angin (Ramadhan). Arah angin di Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya rata rata bertiup dari barat ke timur dan juga sebaliknya. Sebab karena itu *run way* dibuat melintang dari arah barat ke arah timur dengan kemiringan  $10^\circ$ .

Pada bandar udara internasional Juanda Surabaya jika terjadi tiupan angin dengan arah tegak lurus (sekitar  $0^\circ$  dan  $180^\circ$ ) dari arah kiri maupun kanan landasan dengan kecepatan lebih dari 10 knot, maka dapat dianggap kondisi ini tidak aman untuk melakukan lepas landas maupun pendaratan (BMKG Juanda, 2013).

## 2.5 Prediksi Cuaca

Prediksi cuaca pada dasarnya berarti melakukan prediksi bagaimana keadaan atmosfer yang sekarang akan berubah (Ahrens, 2003). Jika ingin melakukan prediksi cuaca, kondisi cuaca yang sekarang pada area yang sangat luas harus diketahui. Informasi tersebut diperoleh, sebuah jaringan antar stasiun observasi cuaca ditempatkan diseluruh dunia. Lebih dari 10.000 stasiun cuaca dan ratusan kapal memberikan informasi cuaca permukaan empat kali sehari. Kebanyakan bandar udara melakukan observasi kondisi cuaca setiap jam, khususnya data cuaca di atas udara atas yang diperoleh dari radiosonde, pesawat terbang, dan satelit.

Pada pertengahan tahun 1950-an, seluruh peta dan grafik cuaca diplot menggunakan tangan dan dianalisa secara individu. Ahli meteorologi melakukan prediksi menggunakan beberapa aturan tertentu terkait dengan sistem cuaca tertentu yang dimaksud. Prediksi cuaca jangka pendek kurang dari 6 jam, sistem cuaca permukaan akan bergerak pada kecepatan yang stabil. Grafik udara atas akan digunakan untuk memprediksi dimana permukaan badai akan terbentuk dan dimana sistem tekanan udara atas akan meningkat atau melemah. Posisi yang telah diprediksi pada sistem ini akan diekstrapolasi untuk ke masa depan menggunakan teknik grafik linear dan peta cuaca. Pengalaman akan berperan penting dalam melakukan prediksi. Pada beberapa kasus, prediksi dengan metode ini akan akurat, dan secara umum sudah cukup baik. Tetapi, seiring dengan semakin majunya komputer modern, dan juga teknik observasi yang semakin maju, metode prediksi yang sekarang lebih baik. Salah satu metode prediksi cuaca yang digunakan adalah prediksi cuaca secara numerik.

Prediksi cuaca secara numerik merupakan suatu disiplin ilmu baru yang berkembang secara dasar pada paruh kedua abad ke dua puluh dengan memberikan banyak manfaat secara kontinyu pada bidang komputasi. Komputer modern dapat menganalisa data yang berjumlah sangat banyak dengan waktu yang sangat cepat. Setiap hari, data yang diperoleh dari ribuan observasi akan

ditransmisikan dan diolah menggunakan komputer berkecepatan tinggi. Prediksi cuaca dengan menggunakan komputer disebut dengan prediksi cuaca numerik (*numerical weather prediction*). Teknik yang telah diterapkan, digunakan untuk menyelesaikan persamaan dari tingkah laku atmosfer, yang mana hal ini digunakan untuk melakukan komputasi nilai parameter karakteristik atmosfer di masa depan secara numerik dari nilai awal, disebut sebagai pengamatan meteorologi (*meteorological observation*) (Coiffier, 2011).

## 2.6 Root Mean Square Error (RMSE)

*Root Mean Square Error* (RMSE) biasanya digunakan untuk mengetahui perbedaan antara nilai yang di prediksi oleh model dengan nilai aktual yang telah di observasi. RMSE menghitung rata-rata *error* berdasarkan pada nilai kuadrat *error*, dan tidak mengindikasikan arah nilai deviasi. RMSE lebih baik jika digunakan pada nilai *error* yang besar dibandingkan nilai *error* yang kecil, yang mana akan lebih baik jika *error* besar tersebut tidak diinginkan (Litta A. J, 2012). RMSE juga lebih baik digunakan dalam peramalan konservatif. Berikut ini adalah rumus dari RMSE

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2} \quad (2.2)$$

Dimana:

$F_i$  = Nilai prediksi

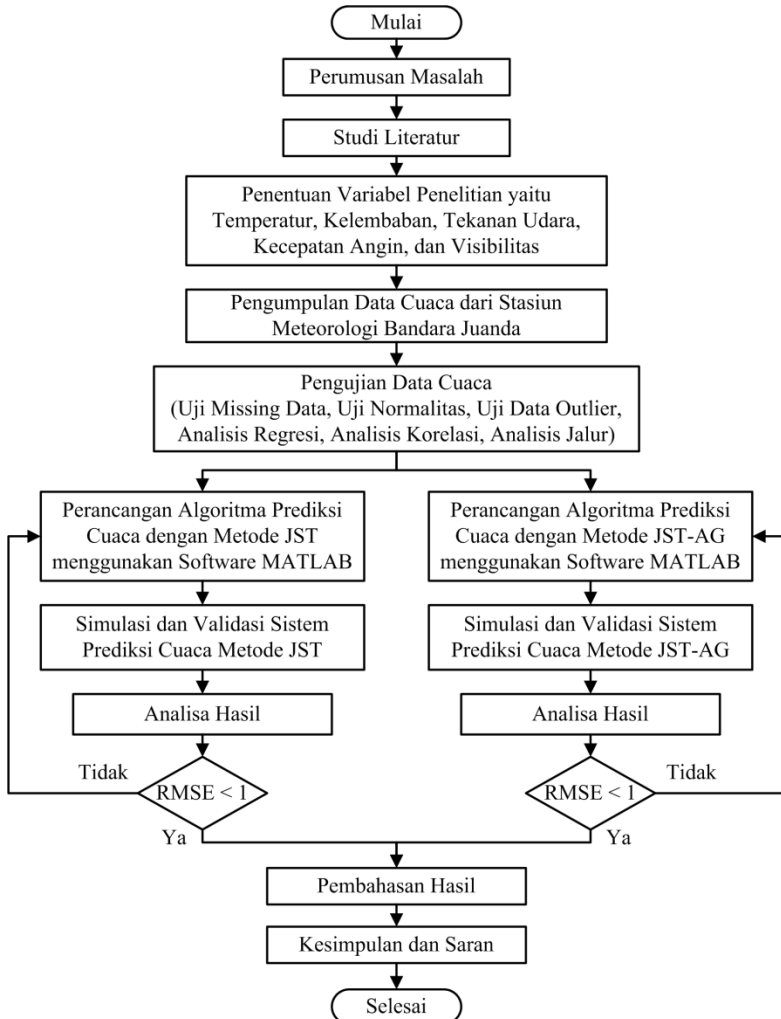
$O_i$  = Nilai Aktual

N = Jumlah Data

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

### BAB III METODE PENELITIAN

Berikut adalah gambaran *flowchart* pengerjaan Tugas Akhir:



**Gambar 3. 1** *Flowchart* Penelitian

### 3.1 Perumusan Masalah

Perumusan masalah merupakan suatu masalah yang akan diselesaikan dengan metode pada penelitian tugas akhir ini dan juga menjadi pedoman dan fokus untuk mengerjakan penelitian tugas akhir.

### 3.2 Studi Literatur

Studi literatur merupakan kegiatan yang dilakukan untuk mempelajari prinsip dasar untuk melakukan penelitian, yaitu variabel prediksi cuaca, Jaringan Saraf Tiruan, Algoritma Genetik, dan parameter cuaca untuk keselamatan penerbangan. Literatur yang digunakan adalah buku, jurnal penelitian ilmiah, artikel ilmiah, laporan tugas akhir dan juga informasi-informasi yang diperoleh dari pihak BMKG dan bandar udara.

### 3.3 Penentuan Variabel Penelitian

Penentuan variabel-variabel penelitian ini dilakukan untuk melakukan prediksi cuaca. Penentuan variabel-variabel penelitian ini berguna untuk *input* dan *output* dalam sistem prediksi cuaca. Variabel-variabel cuaca yang ditentukan yaitu temperatur, *dew point*, tekanan udara, kecepatan angin dan visibilitas.

### 3.4 Pengumpulan Data

Data yang dikumpulkan adalah data kondisi meteorologi di wilayah Bandar Udara Juanda, Surabaya dari Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika selama 5 tahun terakhir yaitu dari tahun 2012 hingga tahun 2016. Data tersebut didapatkan dari National Climate Data Center US Dept of Commerce. Data tersebut dibutuhkan sebagai data masukan untuk algoritma yang akan digunakan dalam penelitian. Variabel cuaca yang digunakan adalah temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, visibilitas dan *windspeed* untuk memprediksi visibilitas dan kecepatan angin.



### 3.5 Pengujian Data

Pengujian data bertujuan untuk memastikan bahwa adanya hubungan antara variabel-variabel *input* terhadap variabel *output*. Pengujian data dan analisis data menggunakan software IBM SPSS *Statistics* 24. Uji data dan analisis data yang dilakukan, meliputi:

a. Analisis *missing data*

*Missing data* atau *missing value* adalah informasi yang tidak tersedia untuk sebuah kasus. *Missing Data* pada dasarnya tidak bermasalah bagi keseluruhan data, apalagi jika jumlahnya hanya sedikit, misalnya sekitar 1% dari seluruh data.

b. Uji data *outlier*

Data *outlier* adalah data yang secara nyata berbeda dengan data-data yang lain. Untuk mendeteksi apakah ada data outlier atau tidak, dilihat dari nilai standardisasi data ( $z$ ). Jika sebuah data outlier, maka nilai  $z$  yang didapat lebih besar dari angkat +2.5 atau lebih kecil dari angkat -2.5

c. Uji normalitas data

Uji normalitas data bertujuan untuk mengetahui apakah distribusi sebuah data mengikuti atau mendekati distribusi normal. Data yang baik adalah data yang mempunyai pola seperti distribusi normal, yakni distribusi data tersebut tidak menceng ke kiri atau menceng ke kanan. Untuk melihat normalitas data maka ada dua kriteria pengujian:

1 Angka signifikansi (SIG) lebih besar dari 0.05, maka data berdistribusi normal.

2. Angka signifikansi (SIG) lebih kecil dari 0.05, maka tidak berdistribusi normal (Santoso, 2010).

d. Analisis Jalur

Analisis jalur digunakan untuk meluksikan dan menguji model hubungan antar variabel yang berbentuk sebab akibat (bukan bentuk hubungan interaktif atau *reciprocal*). Dengan demikian dalam model hubungan antar variabel

tersebut, terdapat variabel Eksogen (*Exogeneous*), dan variabel dependen yang disebut variabel Endogen (*Endogenous*). Melalui analisis jalur ini akan dapat ditemukan jalur mana yang paling tepat dan singkat suatu

e. Analisis Regresi

Analisis regresi digunakan untuk memprediksi seberapa jauh perubahan nilai variabel dependen, bila nilai variabel independen di manipulasi atau dirubah-rubah atau dinaik-turunkan. Bila koefisien korelasi ( $r$ ) tinggi, pada umumnya koefisien regresi ( $b$ ) juga tinggi, sehingga daya prediktifnya akan tinggi

f. Analisis Korelasi

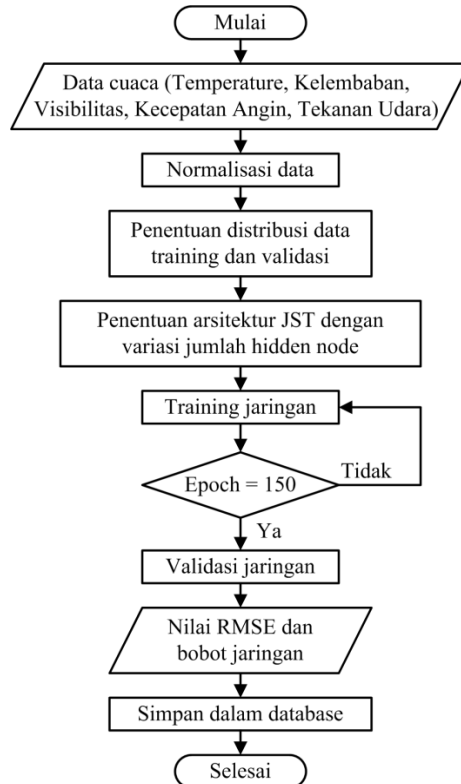
Variabel cuaca yang dimiliki yaitu temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, visibilitas dan *windspeed* akan dianalisis korelasinya untuk mengetahui korelasi antar variabel *input* terhadap variabel *output* maka dilihat dari nilai koefisien korelasi. Koefisien korelasi positif terbesar adalah 1 dan koefisien korelasi negatif terbesar adalah -1, sedangkan yang terkecil adalah 0.

### 3.6 Perancangan Algoritma Prediksi Cuaca dengan Metode JST menggunakan Software MATLAB

Setelah mendapatkan data cuaca (temperatur, *dew point*, visibilitas, kecepatan angin, dan tekanan udara) maka dilakukan normalisasi data yang bertujuan untuk menyamakan *range* dari setiap data yang diperoleh. Kemudian dilakukan penentuan distribusi data untuk *training* dan validasi. Penentuan distribusi data yaitu 80% data digunakan untuk data *training* dan 20% data digunakan untuk data validasi.

Setelah itu menentukan arsitektur dari Jaringan Saraf Tiruan dengan variasi jumlah dari *hidden node*. Jumlah *hidden node* divariasikan dari 1 sampai 10 *hidden node*. Kemudian dilakukan *training* jaringan, jika *epoch* sudah mencapai 150 maka dilanjutkan ke validasi jaringan jika *epoch* masih kurang dari 150

maka dilakukan kembali proses *training* jaringan hingga mencapai 150 epoch. Setelah validasi jaringan dilakukan maka keluarlah nilai RMSE dan bobot dari jaringan. Kedua nilai tersebut disimpan kedalam *database*.



**Gambar 3. 2** *Flowchart* Algoritma JST

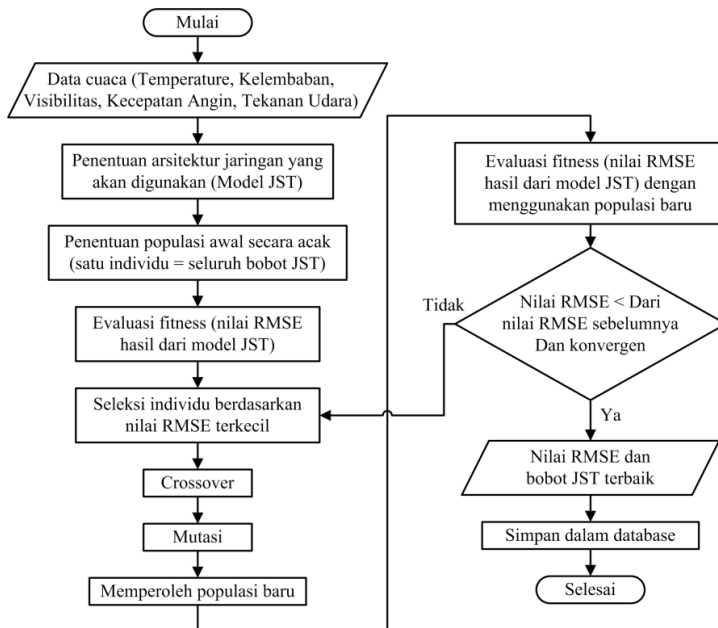
### 3.7 Simulasi dan Validasi Sistem Prediksi Cuaca Metode JST

Setelah perancangan algoritma telah selesai dilakukan, selanjutnya dilakukan simulasi prediksi cuaca dengan dengan metode Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi visibilitas dan kecepatan angin. Kemudian dilakukan validasi dengan sebagian data yang telah diperoleh.

### 3.8 Analisa Hasil Metode JST

Simulasi dan validasi yang dilakukan untuk memprediksi visibilitas dan kecepatan angin kemudian dilakukan analisa hasil dari prediksi cuaca menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan. Analisa yang dilakukan dengan melihat nilai RMSE dari setiap percobaan dari variasi *hidden node*. Jika nilai RMSE dari prediksi visibilitas dan kecepatan angin nilainya lebih kecil dari 1 maka hasil dapat diterima jika nilainya lebih besar atau sama dengan satu maka dilakukan kembali precangan algoritma prediksi cuaca hingga nilai RMSE lebih kecil dari 1.

### 3.9 Algoritma Pelatihan dengan Metode JST-AG menggunakan Software MATLAB



**Gambar 3. 3** Flowchart Algoritma Pelatihan AG dan JST

Berikut ini adalah langkah-langkah metode gabungan dari jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik.

Langkah 1:

Mendefinisikan individu. Individu pada penelitian ini adalah sekumpulan dari bobot JST. Jumlah individu yang digunakan sebanyak 20 individu, sedangkan iterasi yang digunakan sebanyak 50 iterasi.

Langkah 2:

Membangkitkan populasi awal secara acak. Populasi terdiri dari sekumpulan individu.

Langkah 3:

Melakukan evaluasi nilai *fitness*. Nilai *fitness* yang digunakan adalah  $\frac{1}{RMSE}$ , dengan nilai RMSE sebagai berikut:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (F_i - O_i)^2} \quad (3.1)$$

dimana:

$F_i$  = Nilai prediksi

$O_i$  = Nilai Aktual

N = Jumlah Data

Nilai prediksi merupakan nilai dari keluaran JST, untuk mendapatkan nilai prediksi digunakan persamaan matematis sebagai berikut:

- Pertama, menghitung nilai yang masuk ke *hidden node*

$$y_{in,j} = v_{0j} + \sum_{i=1}^n x_i v_{ij} \quad (3.2)$$

dimana:

$y_{in,j}$  = nilai yang masuk ke *hidden node* ( $j=1,2,3,\dots,n$ )

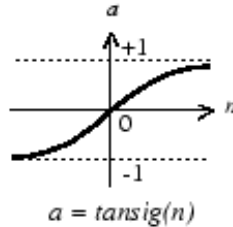
$v_{ij}$  = nilai bobot dari *input node* ke *hidden node*

$v_{0j}$  = nilai bobot dari bias ke *hidden node*

$x_i$  = nilai *input node* ( $i=1,2,3,\dots,m$ )

- Kedua, menghitung nilai keluaran dari *hidden node* yang didapatkan dengan mengaplikasikan nilai masukan pada

fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang dapat digunakan yaitu Tangen Sigmoid.



**Gambar 3. 4** Fungsi aktivasi tangen sigmoid

Gambar diatas menunjukkan fungsi aktivasi dari Tangen Sigmoid atau Tangen Hiperbolik. Pemilihan fungsi aktivasi Tangen Sigmoid untuk prediksi cuaca dikarenakan Tangen Sigmoid merupakan fungsi aktivasi yang banyak digunakan dalam kasus prediksi. Tangen Sigmoid juga dapat digunakan untuk pemodelan yang non linear. Sehingga, dapat digunakan persamaan berikut untuk mencari sinyal keluaran *hidden node*:

$$y_j = \tanh(y_{in,j}) \quad (3.3)$$

dimana:

$y_j$  = sinyal keluaran dari *hidden node* ( $j=1,2,3,...,n$ ).

- Ketiga, menghitung nilai yang masuk ke *output node* dengan rumus sebagai berikut:

$$z_{in,k} = w_{0k} + \sum_{j=1}^n y_j w_{jk} \quad (3.4)$$

dimana:

$z_{in,k}$  = nilai yang masuk ke *output node* ( $k=1,2,3,...,p$ )

$w_{jk}$  = nilai bobot dari *hidden node* ke *output node*

$w_{0k}$  = nilai bobot dari bias ke *output node*

$y_j$  = nilai yang keluar dari *hidden node* ( $j=1,2,3,...,n$ )

- Terakhir, untuk memperoleh nilai keluaran dari *output node* dapat diperoleh dengan mengaplikasikan sinyal masukan pada fungsi aktivasi. Fungsi aktivasi yang dapat digunakan yaitu Tangen Sigmoid. Sehingga, dapat digunakan

persamaan berikut untuk mencari nilai keluaran dari *output node* adalah:

$$z_k = \tanh(z_{in.k}) \quad (3.5)$$

dimana:

$z_k$  = nilai keluaran dari *output node* ( $k=1,2,3,\dots,p$ ).

Nilai  $z_k$  inilah yang disebut dengan nilai prediksi dari keluaran JST ( $F_i$ ).

Langkah 4:

Melakukan seleksi individu. Seleksi individu adalah pemilihan individu berdasarkan nilai *fitness*-nya. Semakin tinggi nilai *fitness* suatu individu, maka semakin besar kemungkinan untuk terpilihnya. Teknik seleksi yang digunakan adalah *elitism*.

Langkah 5:

Melakukan *crossover* atau kawin silang. Kawin silang adalah salah satu operator AG yang melibatkan dua individu untuk menghasilkan keturunan yang baru.

Langkah 6:

Melakukan mutasi gen. Mutasi gen adalah operator AG yang menukar nilai gen dengan nilai inversinya, misalnya nilai gen 0 ditukar menjadi nilai gen 1. Setiap individu mengalami mutasi gen dengan probabilitas mutasi yang telah ditentukan yaitu antara 0-1. Mutasi gen dilakukan dengan memberikan nilai inversi atau menggeser nilai gen pada gen yang terpilih untuk dimutasikan.

Langkah 7:

Bila kriteria yang ditentukan belum terpenuhi maka akan dibentuk lagi generasi baru dengan mengulang langkah 3 hingga langkah 7. Kriteria yang ditentukan untuk mendapatkan faktor bobot yang optimum ditandai dengan nilai RMSE yang sudah mendekati nilai nol dan waktu yang tidak begitu lama dibatasi dengan iterasi sebanyak 50.

Perhitungan bobot optimum:

GA akan melakukan inisialisasi sebuah individu yang berisi seluruh bobot dalam bentuk bilangan biner. Bilangan biner yang digunakan adalah sebanyak 20 bit, sehingga bilangan desimalnya adalah berjarak antara 0 hingga 1.048.575. Sebagai contoh,

- Bilangan biner untuk satu bobot di dalam satu individu adalah 00001011111110010000.
- Bilangan biner tersebut kemudian diubah menjadi bilangan desimal yaitu 49040.
- Bilangan desimal yang dihasilkan harus diubah sesuai dengan batasan yang digunakan pada faktor bobot yaitu -1 hingga 1. Sehingga digunakan perhitungan sebagai berikut,

$$\text{Faktor Bobot} = \frac{(D * \Delta W) - \Delta W + (LB * \Delta D)}{\Delta D}$$

Dimana:

D = Bilangan desimal

$\Delta D$  = Jarak bilangan desimal (Nilai maksimum dikurang nilai minimum)

$\Delta W$  = Jarak faktor bobot yaitu (Nilai maksimum dikurang nilai minimum)

LB = Nilai minimum untuk faktor bobot

Maka, faktor bobot yang dihasilkan adalah bernilai,

$$\begin{aligned} \text{Faktor Bobot} &= \frac{(49040 * 2) - 2 + (-1 * 1048575)}{1048575} \\ &= -0.9065 \end{aligned}$$

### 3.10 Simulasi dan Validasi Sistem Prediksi Cuaca

Setelah perancangan algoritma telah selesai dilakukan, selanjutnya dilakukan simulasi prediksi cuaca dengan dengan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik untuk memprediksi visibilitas dan kecepatan angin. Kemudian dilakukan validasi dengan sebagian data yang telah diperoleh.



### 3.11 Analisa Hasil Metode JST-AG

Simulasi dan validasi yang telah dilakukan untuk memprediksi visibilitas dan kecepatan angin kemudian dilakukan analisa hasil dari prediksi cuaca menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik. Analisa yang dilakukan dengan melihat nilai RMSE dari setiap percobaan dari variasi hidden node. Jika nilai RMSE dari prediksi visibilitas dan kecepatan angin nilainya lebih kecil dari 1 maka hasil dapat diterima jika nilainya lebih besar atau sama dengan satu maka dilakukan kembali prencangan algoritma prediksi cuaca hingga nilai RMSE lebih kecil dari 1.

### 3.12 Pembahasan Hasil

Penelitian yang dilakukan dengan menggunakan 2 metode yaitu metode Jaringan Saraf Tiruan dan metode gabungan Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik maka dilakukan pembahasan hasil. Pembahasan hasil ini meliputi nilai RMSE dari kedua metode dengan variasi jumlah *hidden node*. Dari kedua metode yang telah dilakukan dapat dianalisis nilai RMSE dan *hidden node* mana yang lebih baik.

### 3.13 Kesimpulan dan Saran

Kesimpulan yang dapat ditarik dari penelitian ini merupakan hasil kesimpulan dari analisa hasil pada kedua metode yang digunakan dan pada bagian kesimpulan dapat dilihat apakah penelitian ini sudah dapat menjawab perumusan masalah yang telah dibuat. Kemudian dibuat saran untuk penelitian kedepannya.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## **BAB IV**

### **HASIL DAN PEMBAHASAN**

#### **4.1 Pengujian Data**

Pengujian data dibagi menjadi 6 pengujian yaitu uji *missing data*, uji data *outlier*, uji normalitas data, analisis jalur, analisis regresi dan analisis korelasi. Dalam pengujian data digunakan *software* SPSS.

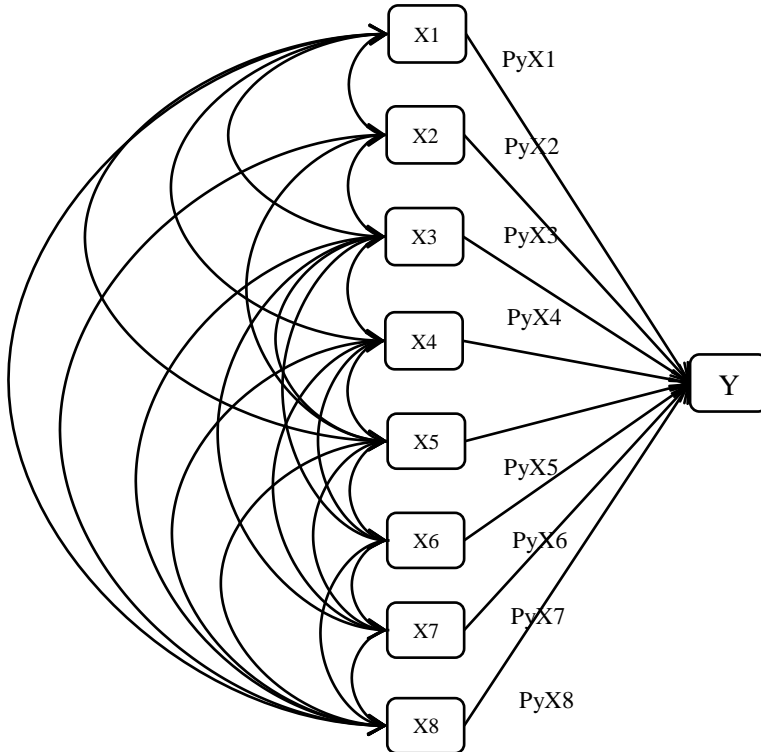
##### **4.1.1 Analisis Uji *Missing Data*, Data *Outlier* dan Uji Normalitas**

Hasil dari uji *missing data* untuk masing-masing variabel cuaca memiliki persentase data yang hilang sebanyak 0.3%. Persentase data yang hilang ini masih lebih kecil dari batas yang diperbolehkan yaitu 1%. Maka data tersebut dapat digunakan dan tidak akan bermasalah. Pada hasil uji data *outlier* variabel cuaca memiliki banyak data yang *outlier* atau yang bernilai ekstrem. Kasus pada uji ini maka data *outlier* akan tetap dipertahankan karena dibutuhkan seluruh data yang sebenarnya dan secara lengkap baik yang bernilai normal atau ekstrem. Sedangkan hasil uji normalitas data menunjukkan bahwa variabel cuaca tidak berdistribusi normal. Karena data tidak berdistribusi normal maka penanganan yang dilakukan untuk kasus ini data dapat diterima apa adanya. Untuk hasil dari ketiga uji ini dapat dilihat pada Lampiran A.

##### **4.1.2 Analisis Jalur Visibilitas**

Analisis jalur merupakan bagian analisis regresi yang digunakan untuk menganalisis hubungan kausal antar variabel di mana variabel-variabel bebas mempengaruhi variabel tergantung, baik secara langsung maupun tidak langsung, melalui satu atau lebih variabel perantara. Berikut ini adalah gambar diagram jalur untuk memprediksi *visibility*. Dimana X1 adalah temperatur, X2 adalah *dew point*, X3 adalah *sea level pressure*, X4 adalah *station pressure*, X5 adalah *maximum wind speed*, X6 adalah *maximum*

temperatur, X7 adalah *minimum* temperatur, X8 adalah kecepatan angin, dan Y adalah visibilitas.



**Gambar 4. 1** Diagram Jalur Visibilitas

#### 4.1.3 Analisis Regresi Visibilitas

Analisis regresi digunakan untuk mengestimasi besarnya koefisien-koefisien yang dihasilkan dari persamaan yang bersifat linier, yang melibatkan satu variabel bebas, untuk digunakan sebagai alat prediksi besarnya nilai variabel tergantung. Pada analisis regresi dibagi menjadi dua yaitu pertama melihat pengaruh secara gabungan dan kedua melihat pengaruh secara parsial.

- a. Melihat pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin secara gabungan terhadap visibilitas.

**Tabel 4. 1** *Model Summary* Visibilitas

<i>Dependent Variable</i>	<i>R</i>	<i>R Square</i>	<i>Adjusted R Square</i>	<i>Std. Error of the Estimate</i>
Visibilitas	0.600	0.361	0.358	0.5500

Melihat pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin secara gabungan terhadap visibilitas, maka dapat dari hasil perhitungan dalam *model summery* seperti pada Tabel 4.13 khususnya dilihat pada nilai *R square* ( $r^2$ ). Nilai *R square* yang didapat adalah sebesar 0.361, nilai tersebut dapat digunakan untuk melihat besarnya pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin secara gabungan terhadap visibilitas dengan cara menghitung nilai Koefisien Determinasi sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 KD &= r^2 \times 100\% \\
 KD &= 0.600^2 \times 100\% \\
 KD &= 36.1\%
 \end{aligned}$$

Nilai Koefisien Determinasi mempunyai arti bahwa pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin secara gabungan terhadap visibilitas adalah 36.1%

- b. Melihat pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin secara parsial terhadap visibilitas

**Tabel 4. 2** *Coefficients* Visibilitas

<i>Variable</i>	<i>Unstandardized Coefficients</i>		<i>Standardized Coefficients</i>	<i>t</i>	<i>Sig.</i>
	<b>B</b>	<i>Std. Error</i>	<b>Beta</b>		
( <i>Constant</i> )	2.997	9.725	-	0.308	0.758
TEMP	0.205	0.011	0.633	18.526	0.000
DEWP	-0.061	0.008	-0.244	-7.596	0.000
SLP	1.384	0.079	3.244	17.461	0.000
STP	-1.386	0.077	-3.315	-18.056	0.000
MXSPD	-0.018	0.005	-0.096	-3.493	0.000
MAX	-0.092	0.008	-0.316	-11.268	0.000
MIN	-0.017	0.010	-0.058	-1.628	0.104
WDSP	0.083	0.010	0.233	8.005	0.000

Melihat besarnya pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin terhadap visibilitas secara parsial atau sendiri, maka nilai Beta atau *standardized coefficients*. Nilai *standardized coefficients* merupakan nilai koefisien yang telah terstandarisasi atau

memakai patokan tertentu. Jika nilai koefisien Beta semakin mendekati 0, maka hubungan antara variabel temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin dengan visibilitas semakin lemah. Nilai Beta dapat dilihat pada tabel seperti pada Tabel 4.14

- Hubungan antara temperatur terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh temperatur terhadap visibilitas adalah 0.633 atau 63.3%
- Hubungan antara *dew point* terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *dew point* terhadap visibilitas adalah -0.244 atau -24.4%
- Hubungan antara *sea level pressure* terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *sea level pressure* terhadap visibilitas adalah 3.244 atau 324.4%
- Hubungan antara *station pressure* terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *station pressure* terhadap visibilitas adalah -3.315 atau -331.4%
- Hubungan antara *maximum wind speed* terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *maximum wind speed* terhadap visibilitas adalah -0.096 atau -9.6%
- Hubungan antara *maximum* temperatur terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *maximum* temperatur terhadap visibilitas adalah -0.316 atau -31.6%
- Hubungan antara *minimum* temperatur terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *minimum* temperatur terhadap visibilitas adalah -0.058 atau -5.804%
- Hubungan antara kecepatan angin terhadap visibilitas  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh kecepatan angin terhadap visibilitas adalah 0.233 atau 23.3%

Berdasarkan hasil analisa pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan kecepatan angin terhadap visibilitas secara parsial didapatkan hasil bahwa pengaruh terbesar terhadap visibilitas ada pada variabel

temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, dan *station pressure* dikarenakan nilai Betanya menjauhi angka 0, yang berarti bahwa hubungan antar temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, dan *station pressure* kuat terhadap visibilitas.

#### 4.1.4 Analisis Korelasi Visibilitas

Analisis korelasi menyatakan hubungan derajat keeratan hubungan antar variabel. Analisis korelasi bivariate mencari derajat keeratan hubungan dan arah hubungan. Semakin tinggi nilai korelasi, semakin tinggi keeratan hubungan kedua variabel. Nilai korelasi memiliki rentang antara 0 sampai 1 atau 0 sampai -1. Tanda positif dan negatif menunjukkan arah hubungan.

Untuk uji bivariate digunakan korelasi Pearson (*Product Moment Pearson*). Korelasi Pearson berguna untuk mengukur keeratan hubungan antara dua variabel yang mempunyai macam data interval rasio, karena data cuaca termasuk dalam data interval rasio.

Setelah melakukan analisis regresi yang hasilnya menyatakan bahwa pengaruh variabel temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, dan *station pressure* memiliki pengaruh kuat terhadap visibilitas, maka untuk melakukan analisis korelasi digunakan variabel yang sama seperti hasil analisis regresi.

##### a. Korelasi antara variabel temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, dan *station pressure*

Untuk mengetahui korelasi antara temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, dan *station pressure* maka digunakan kriteria sebagai berikut:

- 0 – 0.25: Korelasi sangat lemah (dianggap tidak ada)
- > 0.25 – 0.5: Korelasi cukup
- > 0.5 – 0.75: Korelasi kuat
- > 0.75 – 1: Korelasi sangat kuat



**Tabel 4. 3** *Correlations* Visibilitas

<i>Variable</i>		<i>Temperatur</i>	<i>Dew point</i>	<i>Sea Level Pressure</i>	<i>Station Pressure</i>
<i>Temperatur</i>	<i>Pearson Correlation</i>	1	0.301	-0.129	-0.104
	<i>Sig. (2-tailed)</i>	-	0.000	0.000	0.000
	<i>N</i>	1821	1821	1821	1821
<i>Dew point</i>	<i>Pearson Correlation</i>	0.301	1	-0.463	-0.442
	<i>Sig. (2-tailed)</i>	0.000	-	0.000	0.000
	<i>N</i>	1821	1821	1821	1821
<i>Sea Level Pressure</i>	<i>Pearson Correlation</i>	-0.129	-0.463	1	0.994
	<i>Sig. (2-tailed)</i>	0.000	0.000	-	0.000
	<i>N</i>	1821	1821	1821	1821
<i>Station Pressure</i>	<i>Pearson Correlation</i>	-0.104	-0.442	0.994	1
	<i>Sig. (2-tailed)</i>	0.000	0.000	0.000	-
	<i>N</i>	1821	1821	1821	1821

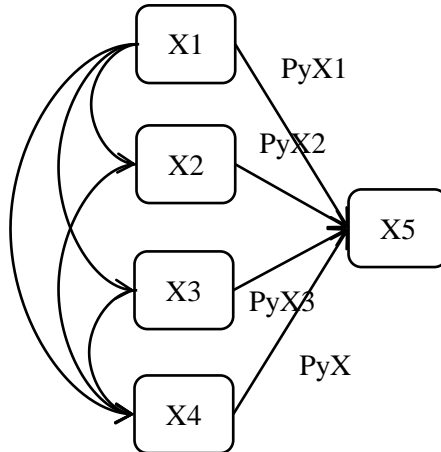
- Korelasi antar temperatur dan *dew point*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel temperatur dan *dew point* sebesar 0.301. Korelasi sebesar 0.301 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel temperatur dan *dew point* cukup dan searah (karena hasilnya positif). Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar temperatur dan *sea level pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel temperatur dan *sea level pressure* sebesar -0.129.

Korelasi sebesar -0.129 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel temperatur dan *sea level pressure* sangat

- Korelasi antar temperatur dan *station pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel temperatur dan *station pressure* sebesar -0.104. Korelasi sebesar -0.104 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel temperatur dan *station pressure* sangat lemah
- Korelasi antar *dew point* dan temperatur  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel *dew point* dan temperatur sebesar 0.301. Korelasi sebesar 0.301 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *dew point* dan temperatur cukup dan searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *dew point* dan *sea level pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel *dew point* dan *sea level pressure* sebesar -0.463. Korelasi sebesar -0.463 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *dew point* dan *sea level pressure* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *dew point* dan *station pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel *dew point* dan *station pressure* sebesar -0.442. Korelasi sebesar -0.442 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *dew point* dan *station pressure* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *sea level pressure* dan temperatur  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel *sea level pressure* dan temperatur sebesar -0.129. Korelasi sebesar -0.129 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *sea level pressure* dan temperatur sangat lemah

- Korelasi antar *sea level pressure* dan *dew point*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *sea level pressure* dan *dew point* sebesar -0.463. Korelasi sebesar -0.463 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *sea level pressure* dan *dew point* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *sea level pressure* dan *station pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *sea level pressure* dan *station pressure* sebesar 0.994. Korelasi sebesar 0.994 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *sea level pressure* dan *station pressure* sangat kuat dan searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *station pressure* dan temperatur  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *station pressure* dan temperatur sebesar -0.104. Korelasi sebesar -0.104 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *station pressure* dan temperatur sangat lemah
- Korelasi antar *station pressure* dan *dew point*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *station pressure* dan *dew point* sebesar -0.442. Korelasi sebesar -0.442 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *station pressure* dan *dew point* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *station pressure* dan *sea level pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *station pressure* dan *sea level pressure* sebesar 0.994. Korelasi sebesar 0.994 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *station pressure* dan *sea level pressure* sangat kuat dan searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$

Setelah melakukan analisis regresi dan analisis korelasi maka digambarkan kemabli diagram jalur yang baru untuk meprediksi vsisbility seperti pada Gambar 4.2. Dimana X1 adalah temperatur, X2 adalah *dew point*, X3 adalah *sea level pressure*, X4 adalah *station pressure*, dan Y adalah visibilitas.



**Gambar 4. 2** Diagram Jalur Untuk Memprediksi Visibilitas

Maka dapat ditarik kesimpulan dari hasil analisa jalur sebagai berikut:

- Pengaruh variabel temperatur terhadap visibilitas sebesar 0.633 atau 63.3%
- Pengaruh variabel *dew point* terhadap visibilitas sebesar -0.244 atau -24.4%
- Pengaruh variabel *sea level pressure* terhadap visibilitas sebesar 3.244 atau 324.4%
- Pengaruh variabel *station pressure* terhadap visibilitas sebesar -3.315 atau 331.4%
- Pengaruh variabel *maximum wind speed* terhadap visibilitas sebesar -0.096 atau -9.6%
- Pengaruh variabel *maximum* temperatur terhadap visibilitas sebesar -0.316 atau -31.6%

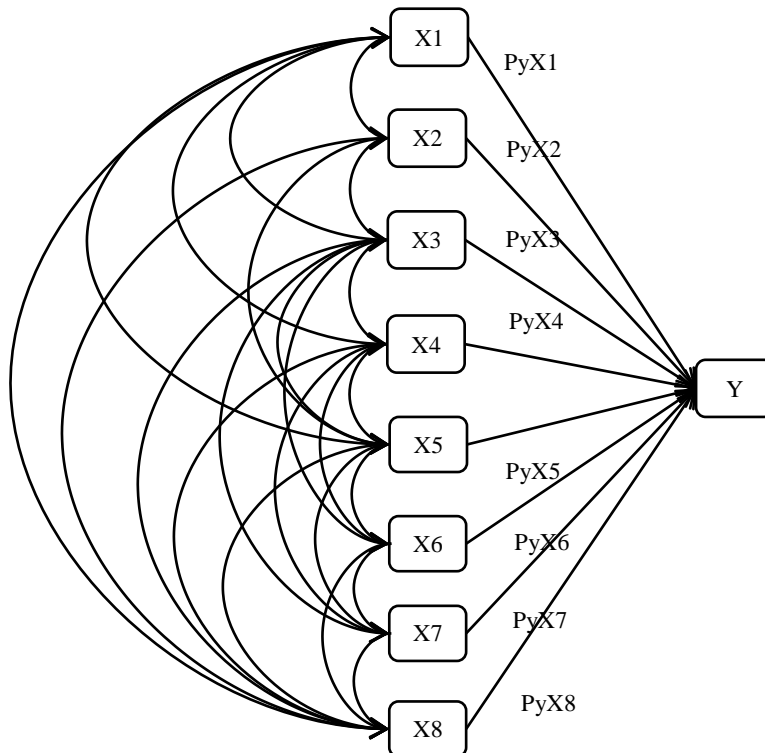
- Pengaruh variabel *minimum* temperatur terhadap visibilitas sebesar 0.233 atau 23.3%
- Korelasi antara variabel temperatur dan *dew point* sebesar 0.301
- Korelasi antara variabel temperatur dan *sea level pressure* sebesar -0.129
- Korelasi antara variabel temperatur dan *station pressure* sebesar -0.104
- Korelasi antara variabel *dew point* dan temperatur sebesar 0.301
- Korelasi antara *dew point* dan *sea level pressure* sebesar -0.463
- Korelasi antara *dew point* dan *station pressure* sebesar -0.442
- Korelasi antara *sea level pressure* dan temperatur sebesar 0.129
- Korelasi antara *sea level pressure* dan *dew point* sebesar -0.463
- Korelasi antara *sea level pressure* dan *station pressure* sebesar 0.994
- Korelasi antara *station pressure* dan temperatur sebesar -0.104
- Korelasi antara *station pressure* dan *dew point* sebesar -0.442
- Korelasi antara *station pressure* dan *sea level pressure* sebesar 0.994

Maka dari hasil analisis yang telah dilakukan variabel *input* untuk memprediksi visibilitas adalah temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, dan *station pressure*.

#### 4.1.5 Analisis Jalur Kecepatan angin

Analisis jalur merupakan bagian analisis regresi yang digunakan untuk menganalisis hubungan kausal antar variabel di mana variabel-variabel bebas mempengaruhi variabel tergantung, baik secara langsung maupun tidak langsung, melalui satu atau

lebih variabel perantara. Berikut ini adalah gambar diagram jalur untuk memprediksi kecepatan angin. Dimana X1 adalah temperatur, X2 adalah *dew point*, X3 adalah *sea level pressure*, X4 adalah *station pressure*, X5 adalah *maximum wind speed*, X6 adalah *maximum temperatur*, X7 adalah *minimum temperatur*, X8 adalah visibilitas, dan Y adalah kecepatan angin.



**Gambar 4. 3** Diagram Jalur Kecepatan angin

#### 4.1.6 Analisis Regresi Kecepatan angin

Analisis regresi digunakan untuk mengestimasi besarnya koefisien-koefisien yang dihasilkan dari persamaan yang bersifat linier, yang melibatkan satu variabel bebas, untuk digunakan sebagai alat prediksi besarnya nilai variabel tergantung. Pada analisis regresi dibagi menjadi dua yaitu pertama melihat pengaruh secara gabungan dan kedua melihat pengaruh secara parsial.

- a. Melihat pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan visibilitas secara gabungan terhadap kecepatan angin

**Tabel 4. 4** *Model Summary* Kecepatan angin

<i>Dependent Variable</i>	<i>R</i>	<i>R Square</i>	<i>Adjusted R Square</i>	<i>Std. Error of the Estimate</i>
Kecepatan angin	0.773	0.597	0.595	1.2206

Besarnya pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan visibilitas secara gabungan terhadap kecepatan angin dengan cara menghitung nilai Koefisien Determinasi sebagai berikut:

$$\begin{aligned}
 KD &= r^2 \times 100\% \\
 KD &= 0.773^2 \times 100\% \\
 KD &= 59.7\%
 \end{aligned}$$

Nilai Koefisien Determinasi mempunyai arti bahwa pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan visibilitas secara gabungan terhadap kecepatan angin adalah 59.7%

- b. Melihat pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan visibilitas secara parsial terhadap kecepatan angin.

**Tabel 4. 5** *Coefficients* Kecepatan angin

Coefficients					
Dependent Variable	Unstandardized Coefficients		Standardized Coefficients	t	Sig.
	B	Std. Error	Beta		
(Constant)	12.175	21.581		0.564	0.573
TEMP	0.132	0.027	0.145	4.938	0.000
DEWP	-0.163	0.018	-0.235	-9.266	0.000
SLP	-1.023	0.189	-0.858	-5.424	0.000
STP	1.018	0.184	0.871	5.547	0.000
MXSPD	0.345	0.008	0.655	42.211	0.000
MAX	-0.115	0.019	-0.141	-6.173	0.000
MIN	0.065	0.022	0.082	2.910	0.004
VISIB	0.410	0.051	0.147	8.005	0.000

Melihat besarnya pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan visibilitas secara parsial atau sendiri terhadap kecepatan angin, maka nilai Beta atau *standardized coefficients*. Nilai Beta dapat dilihat pada tabel seperti pada Tabel 4.17

- Hubungan antara temperatur terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh temperatur terhadap kecepatan angin adalah 0.145 atau 14.5%
- Hubungan antara *dew point* terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *dew point* terhadap kecepatan angin adalah -0.235 atau -23.5%



- Hubungan antara *sea level pressure* terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *sea level pressure* terhadap kecepatan angin adalah -0.858 atau -85.8%
- Hubungan antara *station pressure* terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *station pressure* terhadap kecepatan angin adalah 0.871 atau 87.1%
- Hubungan antara *maximum wind speed* terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *maximum wind speed* terhadap kecepatan angin adalah 0.655 atau 65.5%
- Hubungan antara *maximum* temperatur terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *maximum* temperatur terhadap kecepatan angin adalah -0.141 atau -14.1%
- Hubungan antara *minimum* temperatur terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh *minimum* temperatur terhadap kecepatan angin adalah 0.082 atau 8.2%
- Hubungan antara visibilitas terhadap kecepatan angin  
Dilihat dari besarnya nilai pengaruh visibilitas terhadap kecepatan angin adalah 0.147 atau 14.6%

Berdasarkan hasil analisa pengaruh pengaruh temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, *maximum wind speed*, *maximum* temperatur, *minimum* temperatur, dan visibilitas secara parsial atau sendiri terhadap kecepatan angin. Di dapatkan hasil bahwa pengaruh terbesar terhadap kecepatan angin ada pada variabel *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, dan *maximum wind speed*.

#### **4.1.7 Analisis Korelasi Kecepatan angin**

Setelah melakukan analisis regresi yang hasilnya menyatakan bahwa pengaruh variabel *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, dan *maximum wind speed* memiliki pengaruh kuat terhadap kecepatan angin, maka untuk melakukan

analisis korelasi digunakan variabel yang sama seperti hasil analisis regresi.

- a. Korelasi antara variabel *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, dan *maximum wind speed*.

Untuk mengetahui korelasi antara *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure*, dan *maximum wind speed* maka digunakan kriteria sebagai berikut:

- 0 – 0.25: Korelasi sangat lemah (dianggap tidak ada)
- > 0.25 – 0.5: Korelasi cukup
- > 0.5 – 0.75: Korelasi kuat
- > 0.75 – 1: Korelasi sangat kuat

**Tabel 4. 6** *Correlation* Kecepatan angin

<i>Variable</i>		<i>Dew point</i>	<i>Sea Level Pressure</i>	<i>Station Pressure</i>	<i>Maximum wind speed</i>
<i>Dew point</i>	<i>Pearson Correlation</i>	1	-0.463	-0.442	-0.236
	Sig. (2-tailed)		0.000	0.000	0.000
	N	1821	1821	1821	1821
<i>Sea Level Pressure</i>	<i>Pearson Correlation</i>	-0.463	1	0.994	0.095
	Sig. (2-tailed)	0.000		0.000	0.000
	N	1821	1821	1821	1821
<i>Station Pressure</i>	<i>Pearson Correlation</i>	-0.442	0.994	1	0.094
	Sig. (2-tailed)	0.000	0.000		0.000
	N	1821	1821	1821	1821
<i>Maximum wind speed</i>	<i>Pearson Correlation</i>	-0.236	0.095	0.094	1
	Sig. (2-tailed)	0.000	0.000	0.000	
	N	1821	1821	1821	1821

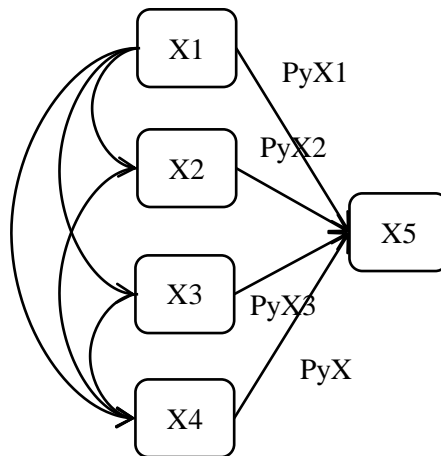
- Korelasi antar *dew point* dan *sea level pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *dew point* dan *sea level pressure* sebesar -0.463. Korelasi sebesar -0.463 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *dew point* dan *sea level pressure* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *dew point* dan *station pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *dew point* dan *station pressure* sebesar -0.442. Korelasi sebesar -0.442 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *dew point* dan *station pressure* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *dew point* dan *maximum wind speed*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *dew point* dan *maximum wind speed* sebesar -0.236. Korelasi sebesar 0.236 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *dew point* dan *maximum wind speed* sangat lemah
- Korelasi antar *sea level pressure* dan *dew point*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *sea level pressure* dan *dew point* sebesar -0.463. Korelasi sebesar -0.463 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *sea level pressure* dan *dew point* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *sea level pressure* dan *station pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *sea level pressure* dan *station pressure* sebesar -0.994. Korelasi sebesar 0.994 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *sea level pressure* dan *station pressure* sangat kuat dan searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$

- Korelasi antar *sea level pressure* dan *maximum wind speed*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *sea level pressure* dan *maximum wind speed* sebesar 0.095. Korelasi sebesar 0.095 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *sea level pressure* dan *maximum wind speed* lemah
- Korelasi antar *station pressure* dan *dew point*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *station pressure* dan *dew point* sebesar -0.442. Korelasi sebesar -0.442 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *station pressure* dan *dew point* cukup dan tidak searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *station pressure* dan *sea level pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *station pressure* dan *sea level pressure* sebesar -0.994. Korelasi sebesar 0.994 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *station pressure* dan *sea level pressure* sangat kuat dan searah. Korelasi dua variabel bersifat signifikan karena angka signifikansi sebesar  $0.000 < 0.05$
- Korelasi antar *station pressure* dan *maximum wind speed*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *station pressure* dan *maximum wind speed* sebesar 0.094. Korelasi sebesar 0.094 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *station pressure* dan *maximum wind speed* sangat lemah
- Korelasi antar *maximum wind speed* dan *dew point*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *maximum wind speed* dan *dew point* sebesar -0.236. Korelasi sebesar -0.236 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *maximum wind speed* dan *dew point* sangat lemah
- Korelasi antar *maximum wind speed* dan *sea level pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi anantara variabel *maximum wind speed* dan *sea level pressure* sebesar

0.095. Korelasi sebesar 0.095 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel *maximum wind speed* dan *sea level pressure* sangat lemah

- Korelasi antar *maximum wind speed* dan *station pressure*  
Berdasarkan perhitungan diperoleh angka korelasi antara variabel antar *maximum wind speed* dan *station pressure* sebesar 0.094. Korelasi sebesar 0.094 mempunyai arti bahwa hubungan antar variabel antar *maximum wind speed* dan *station pressure* sangat lemah

Setelah melakukan analisis regresi dan analisis korelasi maka digambarkan kemabli diagram jalur yang baru untuk meprediksi vsisbility seperti pada Gambar 4.4. Dimana X1 adalah *dew point*, X2 adalah *sea level pressure*, X3 adalah *station pressure*, X4 adalah *maximum wind speed*, dan Y adalah kecepatan angin.



**Gambar 4. 4** Diagram Jalur Untuk Memprediksi Kecepatan angin

Dari hasil analisis diatas diperoleh kesimpulan sebagai berikut:

- Pengaruh variabel temperatur terhadap kecepatan angin sebesar 0.145 atau 14.5%

- Pengaruh variabel *dew point* terhadap kecepatan angin sebesar -0.235 atau -23.5%
- Pengaruh variabel *sea level pressure* terhadap kecepatan angin sebesar -0.858 atau -85.8%
- Pengaruh variabel *station pressure* terhadap kecepatan angin sebesar 0.871 atau 87.1%
- Pengaruh variabel *maximum wind speed* terhadap kecepatan angin sebesar 0.655 atau 65.5%
- Pengaruh variabel *maximum* temperatur terhadap kecepatan angin sebesar -0.141 atau -14.1%
- Pengaruh variabel *minimum* temperatur terhadap kecepatan angin sebesar 0.082 atau 8.2%
- Pengaruh variabel visibilitas terhadap kecepatan angin sebesar 0.082 atau 8.2%
- Korelasi antara variabel *dew point* dan *sea level pressure* sebesar -0.463
- Korelasi antara variabel *dew point* dan *station pressure* sebesar -0.442
- Korelasi antara variabel *dew point* dan *maximum wind speed* sebesar 0.236
- Korelasi antara variabel *sea level pressure* dan *dew point* sebesar -0.463
- Korelasi antara *sea level pressure* dan *station pressure* sebesar 0.994
- Korelasi antara *sea level pressure* dan *maximum wind speed* sebesar 0.095
- Korelasi antara *station pressure* dan *dew point* sebesar -0.442
- Korelasi antara *station pressure* dan *sea level pressure* sebesar 0.994
- Korelasi antara *station pressure* dan *maximum wind speed* sebesar 0.994
- Korelasi antara *maximum wind speed* dan *dew point* sebesar -0.236

- Korelasi antara *maximum wind speed* dan *sea level pressure* sebesar 0.095
- Korelasi antara *maximum wind speed* dan *station pressure* sebesar 0.094

Maka dari hasil analisis yang telah dilakukan, variabel *input* untuk memprediksi kecepatan angin adalah *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure* dan *maximum wind speed*

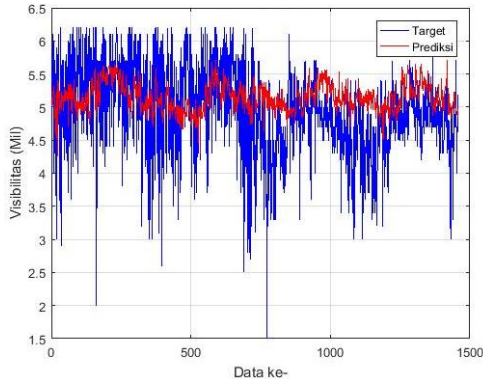
#### 4.2 Jaringan Saraf Tiruan untuk Memprediksi Visibilitas

Prediksi visibilitas digunakan 4 *input* yaitu temperatur, *dew point*, *sea level pressure*, dan *station pressure*. Jumlah *hidden layer* yang digunakan adalah 1. Distribusi data yang digunakan adalah 80% data *training* dan 20% data validasi. Sedangkan untuk jumlah *hidden node* dilakukan variasi dari 1 sampai 10 *hidden node*. Variasi dari *hidden node* ini bertujuan untuk mencari nilai RMSE validasi terkecil. Berikut ini adalah hasil pengujian Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi visibilitas.

**Tabel 4.7** Nilai RMSE Visibilitas Terhadap Jumlah *Hidden Node*

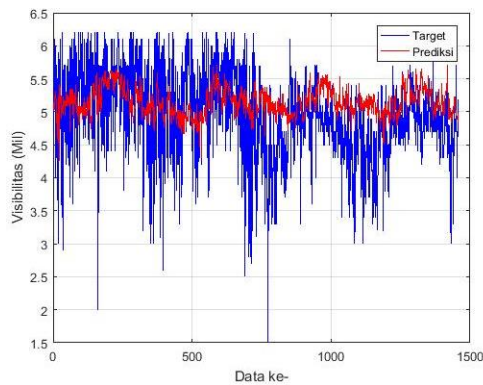
<i>Hidden Node</i>	RMSE Training	RMSE Validasi
1	0.159	0.1572
2	0.1286	0.1254
3	<b>0.1186</b>	0.1069
4	0.1489	0.1349
5	0.1735	0.1734
6	0.1235	0.1158
7	0.1239	0.1123
8	0.138	0.1394
9	0.1246	0.1321
10	0.1584	0.1648

Tabel 4.7 menunjukkan nilai RMSE *training* dan RMSE *validasi* terhadap jumlah variasi *hidden node*. Dapat dilihat dari 10 kali percobaan didapatkan nilai RMSE *training* terkecil untuk visibilitas jatuh pada *hidden node* 3 sebesar 0.1186. Grafik dari pelatihan jaringan saraf tiruan dan grafik dari validasi jaringan saraf tiruan dengan hasil terbaik dapat dilihat pada gambar dibawah ini.



**Gambar 4. 5** Grafik *Training* Visibilitas dengan 3 *Hidden Node*

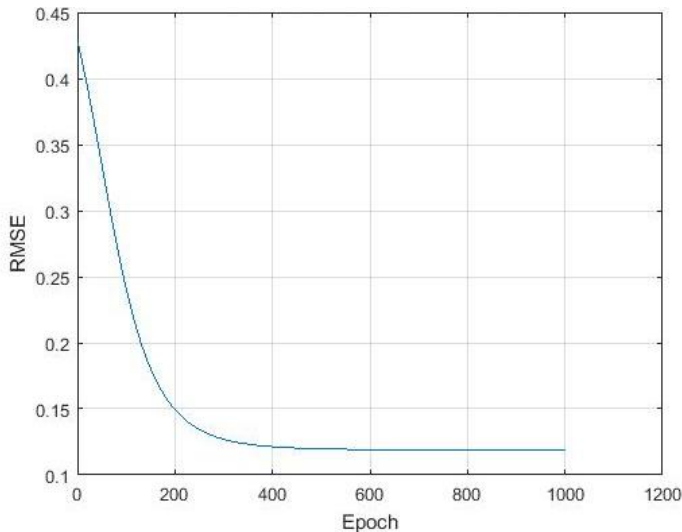
Gambar diatas merupakan hasil *training* menggunakan 3 *hidden node*. Dari grafik diatas didapatkan nilai RMSE *training* untuk 3 *hidden node* sebesar 0.1186.



**Gambar 4. 6** Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 3 *Hidden Node*



Gambar diatas merupakan grafik hasil validasi menggunakan 3 *hidden node*. Dari grafik diatas didapatkan nilai RMSE validasi pada 3 *hidden node* sebesar 0.1069. Sedangkan untuk grafik performansi pelatihan dari prediksi visibilitas ditunjukkan pada pada gambar dibawah ini



**Gambar 4. 7** Performansi Pelatihan Visibilitas

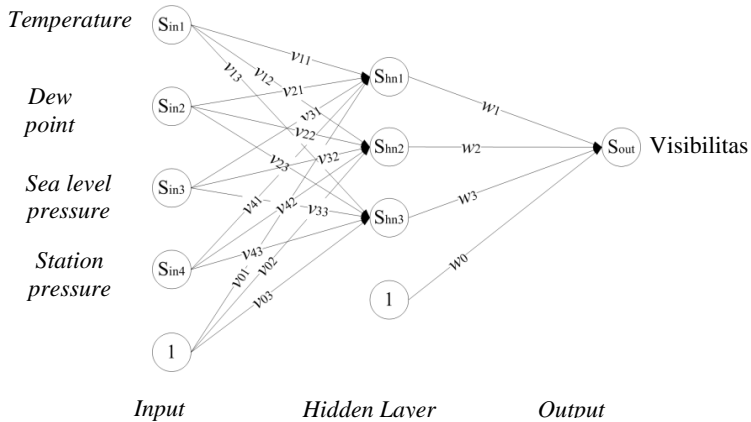
Gambar 4.7 dapat terlihat performansi pelatihan dari visibilitas dengan jumlah *hidden node* sebanyak 3, dimana nilai RMSE semakin lama semakin menurun dari awal *epoch* hingga *epoch* ke 1000 . Pada *epoch* ke 1000 didapatkan nilai RMSE sebesar 0.1186. Faktor bobot dari prediksi visibilitas dengan *hidden node* sebanyak 3 dapat dilihat pada tabel dibawah ini.

**Tabel 4. 8** Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Visibilitas Menggunakan Metode JST

Posisi	Nilai Bobot	Posisi	Nilai Bobot
$v_{11}$	-1.4012	$v_{13}$	-1.1995
$v_{21}$	0.3604	$v_{23}$	1.0790
$v_{31}$	-0.3666	$v_{33}$	-0.7658
$v_{41}$	1.0993	$v_{43}$	0.3634
$v_{01}$	1.7869	$v_{03}$	-1.8960
$v_{12}$	-1.3000	$w_1$	-0.8081
$v_{22}$	-0.2571	$w_2$	0.3626
$v_{32}$	-1.0664	$w_3$	-0.9580
$v_{42}$	0.6494	$w_0$	0.4047
$v_{02}$	0.1398		

Tabel 4.8 menunjukkan bobot akhir prediksi visibilitas dengan jumlah *hidden node* sebanyak 1 dengan metode Jaringan Saraf Tiruan. Pada tabel tersebut faktor bobot ditandai dengan  $v_{ij}$  yang berarati bahwa faktor bobot yang masuk ke *hidden node*. Huruf  $i$  dan  $j$  mempunyai arti penamaan untuk *input node* dan *hidden node* dan oleh karena itu  $v_{ij}$  adalah faktor bobot yang berasal dari *input node* ke- $i$  menuju *hidden node* ke- $j$ . Untuk  $w_j$  menandakan bahwa faktor bobot yang berasal dari *hidden node* ke- $j$ . Bobot pada prediksi visibilitas menghasilnya sejumlah 19 bobot. Banyaknya bobot yang diperoleh ini disesuaikan juga dengan banyaknya *hidden node* yang digunakan. Karena *hidden node* yang digunakan untuk memprediksi visibilitas dengan metode Jaringan Saraf Tiruan sebanyak 3, maka bobot yang dihasilnya adalah sebanyak 19.

Oleh karena itu, untuk memprediksi visibilitas dapat digunakan jumlah *hidden node* sebanyak 3 dimana pada jumlah *hidden node* 3 nilai RMSE validasi memiliki nilai yang terkecil dibanding yang lain dan memiliki perfromansi yang baik. Berikut ini adalah arsitektur dari Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi visibilitas.



**Gambar 4.8** Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Untuk Memprediksi Visibilitas

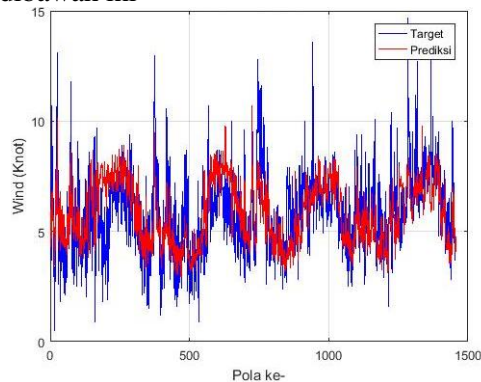
#### 4.3 Jaringan Saraf Tiruan untuk Memprediksi Kecepatan Angin

Prediksi kecepatan angin dibutuhkan 4 *input* yaitu *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure* dan *maximum wind speed*. Untuk jumlah *hidden layer* yang digunakan adalah 1. Sedangkan distribusi data yang digunakan adalah 80% untuk data *training* dan untuk 20% data validasi. Sedangkan untuk jumlah *hidden node* dilakukan variasi dari 1 sampai 10 *hidden node*. Variasi distribusi *hidden node* bertujuan untuk mencari nilai RMSE validasi terkecil. Berikut ini adalah hasil pengujian Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi kecepatan angin.

**Tabel 4. 9** Nilai RMSE Kecepatan angin Terhadap Jumlah *Hidden Node*

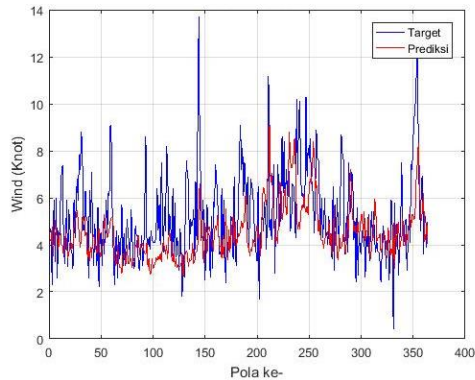
<i>Hidden Node</i>	RMSE <i>Training</i>	RMSE <i>Validasi</i>
1	0.1457	0.1199
2	0.1404	0.1298
3	0.109	0.1122
4	0.1555	0.1805
5	0.1591	0.1349
6	0.1135	0.1168
7	0.1232	0.1388
8	<b>0.1029</b>	0.108
9	0.1174	0.1235
10	0.1191	0.1075

Tabel 4.8 menunjukkan nilai RMSE *training* dan RMSE *validasi* terhadap jumlah variasi *hidden node*. Dapat dilihat dari 10 kali percobaan didapatkan nilai RMSE *training* terkecil untuk kecepatan angin jatuh pada *hidden node* yang berjumlah 8 dengan nilai sebesar 0.1029. Grafik dari pelatihan jaringan saraf tiruan dan grafik dari validasi jaringan saraf tiruan dapat dilihat pada gambar dibawah ini



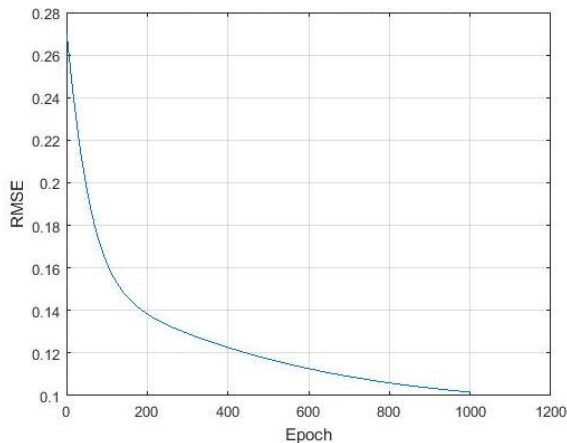
**Gambar 4. 9** Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 8 *Hidden Node*

Gambar diatas merupakan hasil *training* menggunakan jumlah *hidden node* sebanyak 8. Dari grafik diatas didapatkan nilai RMSE *training* untuk 8 *hidden node* sebesar 0.1029.



**Gambar 4. 10** Grafik Validasi Kecepatan angin dengan 8 *Hidden Node*

Gambar diatas merupakan grafik hasil validasi menggunakan jumlah *hidden node* sebanyak 8. Dari grafik diatas didapatkan nilai RMSE validasi pada 8 *hidden node* sebesar 0.108.



**Gambar 4. 11** Performansi *Training* Kecepatan angin

Pada Gambar 4.11 dapat terlihat performansi *training* dari visibilitas dengan jumlah *hidden node* sebanyak 8, dimana nilai RMSE semakin lama semakin menurun dari *epoch* pertama hingga *epoch* ke 1000. Pada *epoch* ke 1000 nilai RMSE didapatkan sebesar 0.1029. Berikut ini adalah nilai bobot dari prediksi kecepatan angin menggunakan metode jaringan saraf tiruan.

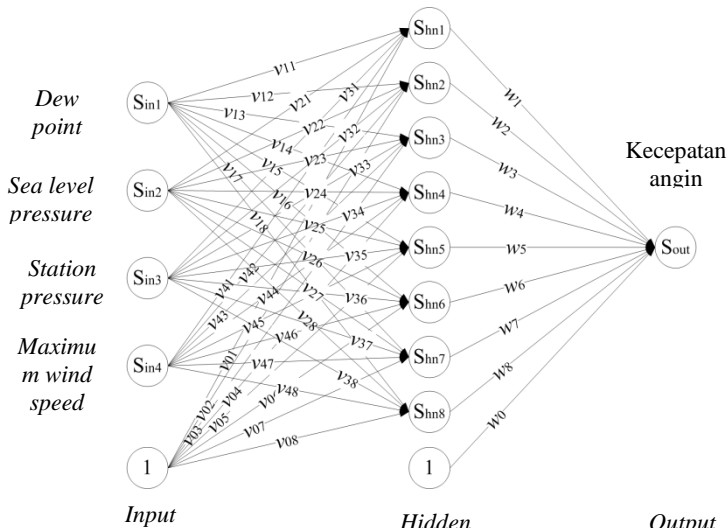
**Tabel 4. 10** Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Kecepatan angin Menggunakan Metode JST

Posisi	Nilai Bobot	Posisi	Nilai Bobot	Posisi	Nilai Bobot
$v_{11}$	0.3364	$v_{34}$	-1.2184	$v_{07}$	-1.6698
$v_{21}$	0.6905	$v_{44}$	-0.7763	$v_{18}$	-0.7763
$v_{31}$	-1.0225	$v_{04}$	0.3092	$v_{28}$	-1.4911
$v_{41}$	1.9773	$v_{15}$	0.9216	$v_{38}$	1.3295
$v_{01}$	-2.3541	$v_{25}$	0.3109	$v_{48}$	-0.9502
$v_{12}$	1.1491	$v_{35}$	1.2114	$v_{08}$	-2.3795
$v_{22}$	1.5625	$v_{45}$	-1.7737	$w_1$	-0.1717
$v_{32}$	-1.0772	$v_{05}$	0.3418	$w_2$	-0.4029
$v_{42}$	0.7842	$v_{16}$	-0.6531	$w_3$	0.2935
$v_{02}$	-1.6855	$v_{26}$	-1.5306	$w_4$	0.4041
$v_{13}$	-1.8436	$v_{36}$	1.1226	$w_5$	-0.3310
$v_{23}$	0.4442	$v_{46}$	-1.3036	$w_6$	-0.6615
$v_{33}$	1.3291	$v_{06}$	-0.9277	$w_7$	-0.1267
$v_{43}$	0.3129	$v_{17}$	-1.9980	$w_8$	0.8032
$v_{03}$	1.0170	$v_{27}$	0.1644	$w_0$	-0.1203
$v_{14}$	-1.7808	$v_{37}$	1.2234		
$v_{24}$	-0.4355	$v_{47}$	-0.2445		

Tabel 4.10 menunjukkan bobot akhir prediksi kecepatan angin dengan jumlah *hidden node* sebanyak 3 dengan metode Jaringan Saraf Tiruan. Pada tabel tersebut faktor bobot ditandai dengan  $v_{ij}$  yang berarti bahwa faktor bobot yang masuk ke *hidden node*. Pada huruf  $i$  dan  $j$  mempunyai arti penamaan untuk *input node* dan *hidden node* dan oleh karena itu  $v_{ij}$  adalah faktor bobot yang berasal dari *input node* ke- $i$  menuju *hidden node* ke- $j$ .

$w_j$  menandakan bahwa adanya faktor bobot yang berasal dari *hidden node* ke- $j$ . Bobot pada prediksi kecepatan angin menghasilkan sejumlah 49 bobot. Banyaknya bobot yang diperoleh ini disesuaikan juga dengan banyaknya *hidden node* yang digunakan. Karena *hidden node* yang digunakan untuk memprediksi kecepatan angin dengan metode Jaringan Saraf Tiruan sebanyak 8, maka bobot yang dihasilkan adalah sebanyak 49.

Maka dari itu untuk memprediksi kecepatan angin dapat digunakan jumlah *hidden node* sebanyak 8 dimana pada jumlah *hidden node* sebanyak 8 nilai RMSE validasi memiliki nilai yang terkecil dibanding yang lain dan memiliki performansi yang baik. Berikut ini adalah arsitektur dari Jaringan Saraf Tiruan untuk memprediksi kecepatan angin.



**Gambar 4. 12** Arsitektur Jaringan Saraf Tiruan Untuk Mem-prediksi Kecepatan angin

#### 4.4 Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika untuk Memprediksi Visibilitas

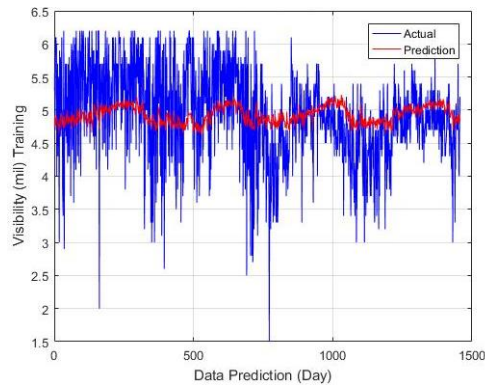
Masukan yang sama dengan metode JST digunakan untuk prediksi visibilitas dengan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika. Metode gabungan ini digunakan untuk melihat apakah dengan metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika dapat meningkatkan akurasi dalam memprediksi visibilitas, yaitu dengan mencari bobot yang tepat dengan nilai RMSE terkecil. Penelitian ini melakukan variasi dengan menggunakan jumlah *hidden node* yaitu dari 1 hingga 10 *node*. Berikut ini adalah hasil dari pengujian jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika untuk memprediksi visibilitas.

**Tabel 4. 11** Nilai RMSE Visibilitas dengan Menggunakan Metode Gabungan JST-AG

Jumlah <i>Hidden</i> <i>Node</i>	RMSE Pelatihan	RMSE Validasi
1	0.1199	0.1182
2	0.1203	0.1181
3	0.1196	0.112
4	<b>0.115</b>	0.1047
5	0.1181	0.1162
6	0.1214	0.1132
7	0.1152	0.1051
8	0.117	0.1081
9	0.1181	0.1117
10	0.1186	0.1099

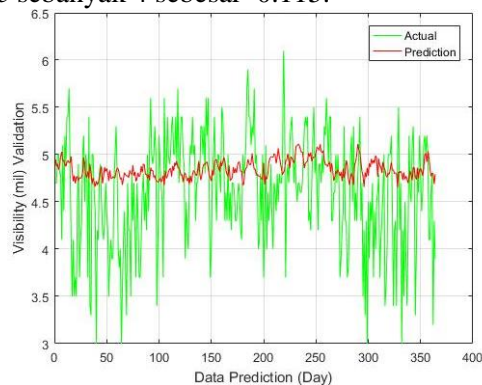
Tabel 4.9 dapat dilihat bahwa nilai RMSE terkecil ada pada *hidden node* yang berjumlah 4 yang nilainya sebesar 0.115. Berikut ini adalah grafik pelatihan dan validasi dengan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik untuk memprediksi visibilitas dari hasil yang terbaik.





**Gambar 4. 13** Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-AG dengan 4 *hidden node*

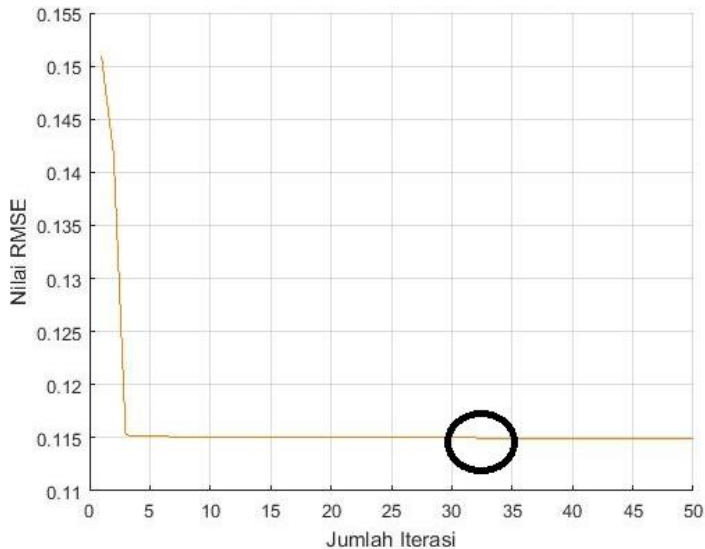
Gambar diatas menunjukkan grafik *training* dengan metode gabungan JST-AG dengan jumlah *hidden node* sebanyak 4. Dari grafik tersebut diperoleh nilai RMSE *training* dengan jumlah *hidden node* sebanyak 4 sebesar 0.115.



**Gambar 4. 14** Hasil *validasi* visibilitas menggunakan metode JST-AG dengan 4 *hidden node*

Gambar 4.14 menunjukkan grafik *validasi* dengan metode gabungan JST-AG dengan jumlah *hidden node* sebanyak 4. Dari grafik tersebut diperoleh nilai RMSE pada *hidden node* yang berjumlah 4 sebesar 0.1047.

Berikut ini adalah grafik perfromansi pelatihan dari metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik untuk memprediksi visibilitas.



**Gambar 4. 15** Performansi *Training* Visibilitas dengan Metode JST-AG

Grafik performansi pelatihan visibilitas dengan menggunakan metode gabungan JST-AG nilai RMSE mengalami penurunan dari iterasi pertama hingga iterasi ke 33. Metode gabungan JST-AG, perhitungan satu individu dalam satu iterasi akan melakukan perhitungan terhadap seluruh data pelatihan untuk memperoleh RMSE. Perhitungan bobot pada satu individu di dalam satu iterasi ini setara dengan satu *epoch* pada metode JST karena sama-sama melakukan perhitungan pada seluruh data set pelatihan. Oleh karena itu, 20 individu dan 50 iterasi dalam metode gabungan JST-AG sama dengan 1000 *epoch* pada metode JST. Sehingga jumlah *epoch* pada *training* visibilitas didapatkan 660 *epoch* untuk mencapai nilai RMSE terkecil. Faktor bobot pada hasil

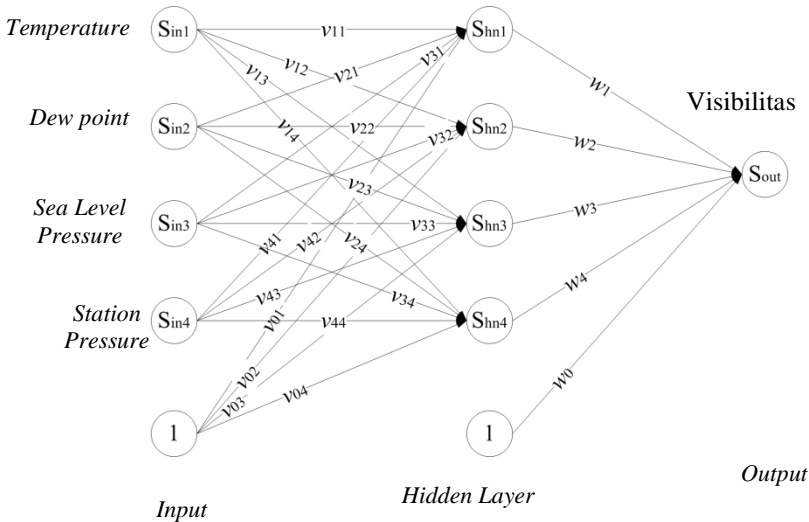
prediksi visibilitas dengan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik dapat dilihat pada tabel setelah ini

**Tabel 4. 12** Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Visibilitas Menggunakan Metode JST-GA

Posisi	Nilai Bobot	Posisi	Nilai Bobot
$v_{11}$	-0.9065	$v_{43}$	-0.4478
$v_{21}$	0.0365	$v_{03}$	-0.8214
$v_{31}$	-0.2914	$v_{14}$	-0.2728
$v_{41}$	0.0528	$v_{24}$	0.6793
$v_{01}$	0.0427	$v_{34}$	-0.8508
$v_{12}$	-0.5248	$v_{44}$	0.4642
$v_{22}$	0.0449	$v_{04}$	-0.6305
$v_{32}$	-0.6529	$w_1$	-0.0193
$v_{42}$	-0.9980	$w_2$	0.5284
$v_{02}$	-0.6024	$w_3$	-0.6700
$v_{13}$	-0.1214	$w_4$	-0.7179
$v_{23}$	-0.2066	$w_0$	0.4899
$v_{33}$	0.7055		

Tabel 4.12 menunjukkan bobot akhir prediksi visibilitas dengan jumlah *hidden node* sebanyak 4 dengan metode gabungan Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik. Pada tabel tersebut faktor bobot ditandai dengan  $v_{ij}$  yang berarti bahwa faktor bobot yang masuk ke *hidden node*. Huruf  $i$  dan  $j$  mempunyai arti penamaan untuk *input node* dan *hidden node* dan oleh karena itu  $v_{ij}$  adalah faktor bobot yang berasal dari *input node* ke- $i$  menuju *hidden node* ke- $j$ .  $w_j$  menandakan bahwa faktor bobot yang berasal dari *hidden node* ke- $j$ . Bobot pada prediksi visibilitas menghasilkan sejumlah 25 bobot. Banyaknya bobot yang diperoleh ini disesuaikan juga dengan banyaknya *hidden node* yang digunakan. Karena *hidden node* yang digunakan untuk memprediksi visibilitas dengan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik sebanyak 4, maka bobot yang dihasilkan adalah sebanyak 25. Untuk arsitektur terbaik untuk memprediksi visibilitas dengan metode gabungan

jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik dapat dilihat pada gambar berikut ini.



**Gambar 4. 16** Arsitektur Untuk Memprediksi Visibilitas dengan Metode JST-AG

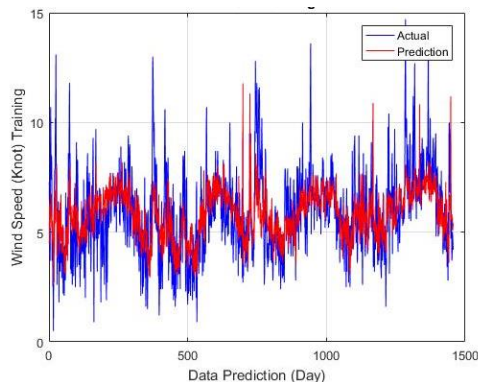
#### 4.5 Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika untuk Memprediksi Kecepatan Angin

Prediksi kecepatan angin dengan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika masukan yang digunakan masih sama seperti dengan metode jaringan saraf tiruan yaitu *dew point*, *sea level pressure*, *station pressure* dan *maximum wind speed*. Metode gabungan ini digunakan untuk melihat apakah dengan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik dapat meningkatkan akurasi dalam memprediksi kecepatan angin, yaitu dengan mencari bobot yang tepat dengan nilai RMSE terkecil. Penelitian ini melakukan variasi dengan menggunakan jumlah *hidden node* yaitu dari 1 hingga 10 *node*. Berikut ini adalah hasil RMSE dari metode JST-AG dengan variasi jumlah *hidden node* 1 sampai 10.

**Tabel 4. 13** Nilai RMSE Kecepatan Angin dengan Menggunakan Metode Gabungan JST dan AG

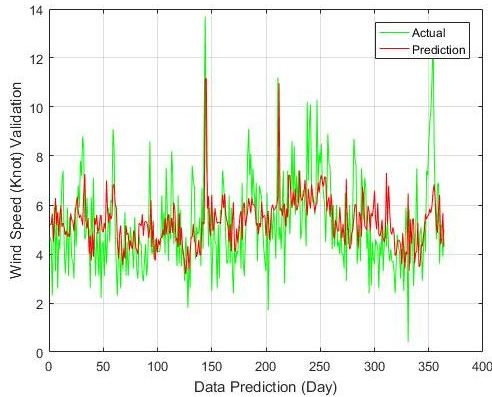
<b>Jumlah Hidden Node</b>	<b>RMSE Pelatihan</b>	<b>RMSE Validasi</b>
1	0.1063	0.1236
2	0.1038	0.1011
3	0.0975	0.0984
4	0.1022	0.1099
5	0.1062	0.1197
6	0.1047	0.1082
7	0.1037	0.1083
8	0.1025	0.1067
9	0.1072	0.1153
10	<b>0.0954</b>	0.0983

Pada Tabel 4.10 dapat dilihat bahwa nilai RMSE terkecil ada pada *hidden node* yang berjumlah 10 dengan nilai sebesar 0.0954. Berikut ini adalah grafik hasil pelatihan dan hasil validasi terbaik dari metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika untuk memprediksi kecepatan angin.



**Gambar 4. 17** Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-AG dengan 10 *hidden node*

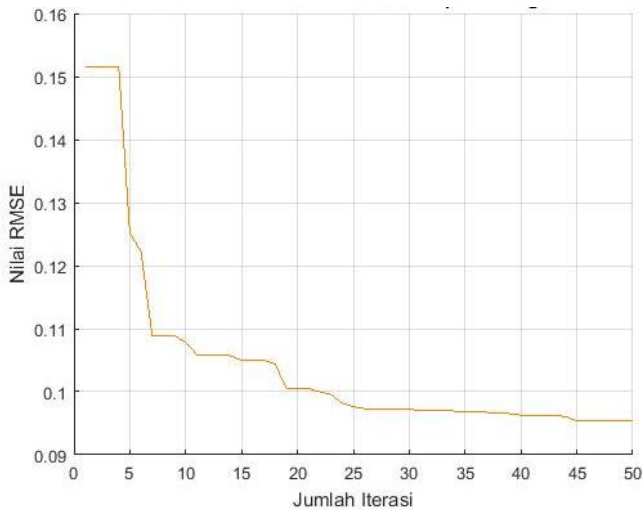
Gambar diatas menunjukkan grafik *training* dengan metode gabungan JST-GA dengan jumlah *hidden node* sebanyak 10. Dari grafik tersebut diperoleh nilai RMSE *training* dengan jumlah *hidden node* sebanyak 10 sebesar 0.0954.



**Gambar 4. 18** Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-AG dengan 10 *hidden node*

Gambar 4.22 menunjukkan grafik validasi dengan metode gabungan JST-AG dengan jumlah *hidden node* sebanyak 10. Dari grafik tersebut diperoleh nilai RMSE pada *hidden node* yang berjumlah 10 sebesar 0.0983.

Performansi dari pelatihan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika untum memprediksi kecepatan angin dapat dilihat pada gamabar berikut ini.



**Gambar 4. 19** Performansi *Training* Kecepatan angin Menggunakan Metode JST-AG

Grafik performansi pelatihan kecepatan angin dengan menggunakan metode gabungan JST-AG nilai RMSE mengalami penurunan dari iterasi pertama hingga iterasi ke 50. Metode gabungan JST-AG, perhitungan satu individu dalam satu iterasi akan melakukan perhitungan terhadap seluruh data pelatihan untuk memperoleh RMSE. Perhitungan bobot pada satu individu di dalam satu iterasi ini setara dengan satu *epoch* pada metode JST karena sama-sama melakukan perhitungan pada seluruh data set pelatihan. Oleh karena itu, 20 individu dan 50 iterasi dalam metode gabungan JST-AG sama dengan 1000 *epoch* pada metode JST. Sehingga jumlah *epoch* pada *training* kecepatan angin didapatkan 1000 *epoch* untuk mencapai nilai RMSE terkecil.

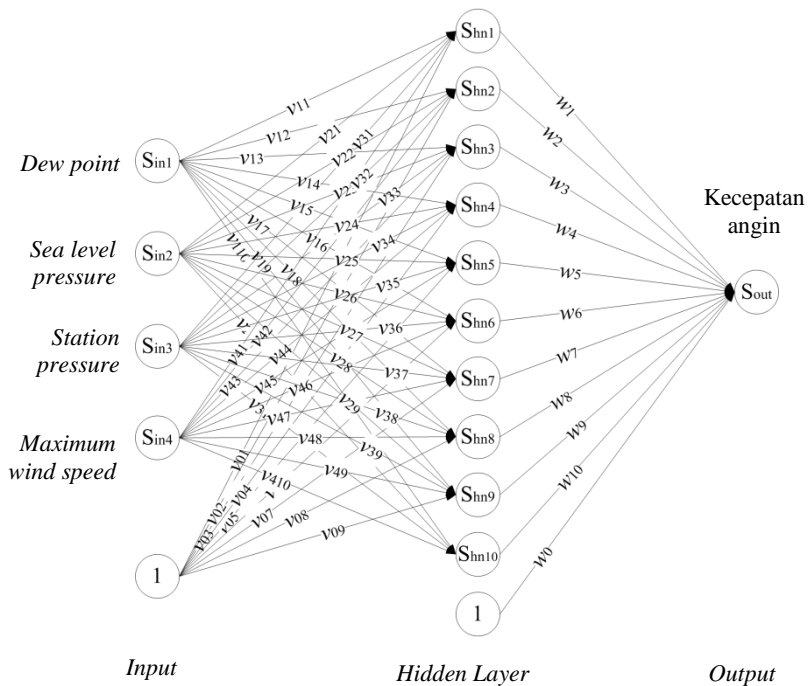
**Tabel 4. 14** Nilai Bobot Akhir dari Prediksi Kecepatan Angin Menggunakan Metode JST-AG

Posisi	Nilai Bobot	Posisi	Nilai Bobot	Posisi	Nilai Bobot
$v_{11}$	-0.7709	$v_{25}$	-0.5651	$v_{39}$	0.5940
$v_{21}$	-0.6020	$v_{35}$	-0.6120	$v_{49}$	-0.6948
$v_{31}$	0.6907	$v_{45}$	-0.3349	$v_{09}$	0.7617
$v_{41}$	0.6092	$v_{05}$	-0.5369	$v_{110}$	0.6607
$v_{01}$	-0.3962	$v_{16}$	-0.8393	$v_{210}$	0.6913
$v_{12}$	0.1207	$v_{26}$	0.6867	$v_{310}$	-0.3581
$v_{22}$	-0.4985	$v_{36}$	-0.0256	$v_{410}$	0.8602
$v_{32}$	0.0355	$v_{46}$	-0.6141	$v_{010}$	-0.0916
$v_{42}$	0.8437	$v_{06}$	-0.2700	$w_1$	-0.7410
$v_{02}$	-0.8310	$v_{17}$	0.6484	$w_2$	0.5512
$v_{13}$	-0.6567	$v_{27}$	-0.6218	$w_3$	0.6653
$v_{23}$	-0.8931	$v_{37}$	-0.9028	$w_4$	-0.2934
$v_{33}$	0.5367	$v_{47}$	0.0666	$w_5$	0.2390
$v_{43}$	0.8364	$v_{07}$	0.2947	$w_6$	-0.6088
$v_{03}$	0.3032	$v_{18}$	-0.0369	$w_7$	-0.9054
$v_{14}$	0.5442	$v_{28}$	0.1030	$w_8$	0.7438
$v_{24}$	-0.3093	$v_{38}$	-0.5993	$w_9$	-0.2653
$v_{34}$	0.4932	$v_{48}$	-0.3412	$w_{10}$	0.2030
$v_{44}$	-0.6967	$v_{08}$	0.4386	$w_0$	0.3610
$v_{04}$	0.4037	$v_{19}$	-0.2452		
$v_{15}$	-0.6093	$v_{29}$	-0.5081		

Tabel 4.14 menunjukkan bobot akhir prediksi kecepatan angin dengan jumlah *hidden node* sebanyak 10 dengan metode gabungan Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik. Pada tabel tersebut faktor bobot ditandai dengan  $v_{ij}$  yang berarti bahwa faktor bobot yang masuk ke *hidden node*. Huruf  $i$  dan  $j$  mempunyai arti penamaan untuk *input node* dan *hidden node* dan oleh karena itu  $v_{ij}$  adalah faktor bobot yang berasal dari *input node* ke- $i$  menuju *hidden node* ke- $j$ . Untuk  $w_j$  menandakan bahwa faktor bobot yang berasal dari *hidden node* ke- $j$ . Bobot pada prediksi kecepatan angin menghasilnya sejumlah 61 bobot. Banyaknya bobot yang diperoleh ini disesuaikan juga dengan



banyaknya *hidden node* yang digunakan. Karena *hidden node* yang digunakan untuk memprediksi kecepatan angin dengan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik sebanyak 10, maka bobot yang dihasilkan adalah sebanyak 61. Maka dari itu arsitektur terbaik untuk memprediksi kecepatan angin dengan metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetik dapat dilihat dibawah ini.



**Gambar 4. 20** Arsitektur Untuk Memprediksi Kecepatan Angin dengan Metode JST-AG

Berikut ini merupakan tabel perbandingan nilai RMSE, jumlah *hidden layer* dan *epoch* dari 2 metode yang telah dilakukan yaitu metode Jaringan Saraf Tiruan dan metode gabungan Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik.

**Tabel 4. 15** Perbandingan Metode Terhadap Nilai RMSE, Jumlah *Hidden Node* dan *Epoch*

No	Metode	Variabel Cuaca	Nilai RMSE	Jumlah Hidden Node	Epoch
1	JST-AG	Visibilitas	0.115	4	660
2	JST	Visibilitas	0.115	4	53624
3	JST-AG	Kecepatan Angin	0.0954	10	1000
4	JST	Kecepatan Angin	0.0954	10	29204

*Epoch* pada metode JST ditandai dengan proses perbaharuan bobot yang telah melewati seluruh data set pelatihan, sedangkan pada metode gabungan JST-AG perhitungan satu individu dalam satu iterasi akan melakukan perhitungan terhadap seluruh data pelatihan untuk memperoleh RMSE. Perhitungan bobot pada satu individu di dalam satu iterasi ini setara dengan satu *epoch* pada metode JST karena sama-sama melakukan perhitungan pada seluruh data set pelatihan. Oleh karena itu, 20 individu dan 50 iterasi dalam metode gabungan JST-AG sama dengan 1000 epoch pada metode JST.

Perbandingan metode JST-AG dan metode JST sama-sama menggunakan jumlah *hidden node* yang berjumlah 4 dan nilai RMSE 0.115 untuk visibilitas. Jumlah *epoch* untuk mencapai nilai RMSE sebesar 0.115 dengan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika lebih sedikit dibandingkan metode jaringan saraf tiruan. Perbedaan ini menandakan bahwa prediksi visibilitas menggunakan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika dapat meningkatkan akurasi dari prediksi. Metode gabungan ini juga dapat menghasilkan bobot

yang optimum, ditandai oleh nilai RMSE yang sudah mendekati nilai 0.

Prediksi kecepatan angin menggunakan metode gabungan jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika jika dibandingkan dengan metode jaringan saraf tiruan. Nilai RMSE yang dihasilkan pada jumlah *hidden node* yang sama yaitu 10 dan nilai RMSE 0.0954. Jumlah *epoch* yang diperoleh dari metode gabungan lebih sedikit dibandingkan dengan metode jaringan saraf tiruan. Hasil ini menunjukkan bahwa prediksi kecepatan angin dengan metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika bisa meningkatkan akurasi dari prediksi kecepatan angin dan sudah berhasil menghasilkan bobot yang optimum, dimana ditandai dengan nilai RMSE yang telah mendekati nilai 0.

#### **4.6 Prediksi Jarak Pandang dan Kecepatan Angin untuk Penerbangan**

Cuaca untuk keselamatan penerbangan hal yang paling diperhatikan adalah visibilitas dan kecepatan angin. Sesuai dengan ketentuan Bandar Udara Internasional Juanda dan Stasiun Meteorologi Bandara Juanda untuk jarak pandang (Visibilitas) minimal saat mendarat pada Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya adalah:

- a. Untuk Runway barat karena dilengkapi dengan sarana ILS, maka jarak pandang mendarat (Visibilitas) minimalnya 800 meter.
- b. Untuk Runway timur karena tidak diperlengkapi dengan sarana ILS, maka jarak pandang mendarat (Visibilitas) minimalnya 1600 meter.

Sedangkan untuk kecepatan angin dan arah angin untuk Bandar Udara Internasional Juanda Surabaya Juanda jika terjadi tiupan angin dengan arah tegak lurus (sekitar  $0^\circ$  dan  $180^\circ$ ) dari arah kiri maupun kanan landasan dengan kecepatan lebih dari 10 knot, maka dapat dianggap kondisi ini tidak aman untuk melakukan lepas landas maupun pendaratan.

Penelitian ini telah melakukan simulasi prediksi cuaca dengan melakukan validasi data hasil *training* menggunakan

metode jaringan saraf tiruan dan algoritma genetika maka didapatkan hasil visibilitas dan kecepatan angin yang dianggap berbahaya untuk keselamatan adalah sebagai berikut

**Tabel 4. 16** Visibilitas dan Kecepatan Angin yang Melewati Batas Aman Pada Bandara Juanda

<b>Tanggal</b>	<b>Kecepatan Angin (Knot)</b>	<b>Visibilitas (Mil)</b>
5/25/2016	11.15506	4.895157
5/26/2016	11.16276	4.918234
8/1/2016	10.9702	4.906104

Hasil prediksi kecepatan angin dapat dilihat bahwa ada beberapa hari dalam 1 tahun yang melebihi batas standar kecepatan angin yaitu pada tanggal 25-26 Mei dan 1 Agustus 2016. Sehingga pada tanggal tersebut pesawat diperingatkan bahwa adanya bahaya akan kecepatan angin yang besar dan akan mengancam keselamatan.

Sedangkan pada hasil visibilitas semua nilai visibilitas tidak ada yang melewati batas minimum sehingga dari awal tahun 2016 hingga akhir tahun 2016 tidak ditemukan visibilitas yang mengancam keselamatan penerbangan.

## **BAB V**

### **KESIMPULAN DAN SARAN**

#### **5.1 Kesimpulan**

Adapun kesimpulan dalam penelitian Tugas Akhir Ini adalah:

- a. Prediksi visibilitas menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika dapat meningkatkan akurasi dari prediksi karena nilai RMSE dengan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika yaitu 0.115 dibandingkan dengan metode Jaringan Saraf Tiruan yaitu 0.1186. Prediksi kecepatan angin menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika dapat meningkatkan akurasi dari prediksi karena nilai RMSE dengan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika yaitu 0.0954 dibandingkan dengan metode Jaringan Saraf Tiruan yaitu 0.1029.
- b. Prediksi cuaca menggunakan metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetika dapat menghasilkan bobot yang optimum dimana nilai RMSE sudah mendekati nol.
- c. Prediktor cuaca dengan menggunakan metode gabungan antara Jaringan Saraf Tiruan (JST) dan Algoritma Genetika (AG) dapat meningkatkan keselamatan penerbangan ditunjukkan dengan dapat memprediksi visibilitas dan kecepatan angin yang berbahaya untuk penerbangan di wilayah Bandar Udara Internasional Juanda.

#### **5.2 Saran**

Adapun saran untuk penelitian Tugas Akhir ini adalah:

- a. Sebaiknya ditambahkan penelitian mengenai variasi jumlah *hidden layer*.
- b. Sebaiknya dilakukan pengujian dengan algoritma Jaringan Saraf Tiruan lainnya.
- c. Sebaiknya dapat dibandingkan dengan metode optimisasi lainnya agar mengetahui apakah seluruh metode optimisasi dapat menghasilkan bobot yang optimum.

- d. Sebaiknya dapat dilakukan optimisasi pada Jaringan Saraf Tiruan selain jumlah *hidden node*, seperti optimisasi jumlah *hidden layer*

## DAFTAR PUSTAKA

- Administartion, F. A. (2015). *Federal Aviation Administartion*. Retrieved December 29, 2016, from <http://www.faa.gov/nextgen/programs/weather/faq>
- Agie Wandala Putra, C. L. (2014). Cumulonimbus Prediction Using Artificial Neural Network Back Propagation With Radiosonde Indeces. *Seminar Nasional Penginderaan Jarak Jauh 2014*, (pp. 153-165).
- Ahrens, C. D. (2003). *Meteorology Today : An Introduction to Weather, Climate, and The Environment* (Seventh ed.). (K. Dodson, Ed.) Pacific Grove, United States of America: Thomson Learning, Inc.
- Allaby, M. (2007). *Encyclopedia of Weather and Climate*. New York.
- Center, N. L. (2006). *Meteorology Activities: Chapter 2 Weather and Climate*.
- Coiffier, J. (2011). *Fundamentals of Numerical Weather Prediction*. (C. Sutcliffe, Trans.) New York, United States of America: Cambridge University Press.
- Fausett, L. (1994). *Fundamentals of Neural Network: Architectures, Algorithm and Applications* (illustrated ed.). Prentice-Hall.
- Gill, E. J., Singh, E. B., & Singh, E. S. (2010). Training Back Propagation Neural Networks with Genetic Algorithm for Weather Forecasting. *IEEE 8th International Symposium on Intelligent Systems and Informatics*, (pp. 465-469). Serbia.
- Houari, M. B., Zegaoui, O., & Abdallaoui, A. (n.d.). Prediction of air temperature using Multi-Layer perceptron with Lavenberg-Marquardt training algorithm.
- Koehn, P. (1994). Combining Genetic Algorithms And Neural Networks: The Encoding Problem.
- Litta A. J, S. M. (2012). Artificil Neural Network Model for the Prediction of Thunderstorms over Kolkata. *International Journal of Computer Applications*, 50, 50-55.

- Mokusuli, L., Weku, W., & Latumakulita, L. (2014). Prediksi Tingkat Kriminalitas Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation: Algoritma Lavenberg Marquardt di Kota Manado Berbasis Sistem Informasi Geografi. *de CARTESIAN*, 3(1), 89-96.
- National Climatic Data Center, U.S. Department of Commerce. (n.d.). *Climate Data Online*. Retrieved April 27, 2017, from [www7.ncdc.noaa.gov/CDO/dataproduct](http://www7.ncdc.noaa.gov/CDO/dataproduct)
- Nurcahyo, S., Nhita, F., & Adiwijaya. (2014). Rainfall Prediction in Kemayoran Jakarta Using Hybrid Genetic Algorithm (GA) and Partially Connected Feedforwrd Neural Network (PCFNN). *2nd International Conference on Information and Communication Technology (ICoICT)*, (pp. 166-171).
- Oktaorora, A., Amaliah, B., & Saikhu, A. (2011). Penentuan Jenis Produk Kosmetik Pilihan Berdasarkan Faktor Usia Dan Warna Kulit Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan.
- Priyatno, D. (2009). *5 Jam Belajar Olah Data dengan SPSS 17*. (J. Widiyatmoko, Ed.) Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.
- Rachman, A. (2010). *Analisa Pendeteksi Getaran Tsunami Menggunakan Metode Jaringan Syaraf Tiruan (JST)*.
- Ramadhan, I. L. (n.d.). Perancangan Sistem Prediksi Cuaca Dengan Metode Adaptive Neuro Fuzzy Interface System (ANFIS) Untuk Kebutuhan Penerbangan Penerbangan Di Bandara Juanda-Surabaya.
- Saima H., J. J. (2011). Intelligent Methods for Weather Forecasting: A Review.
- Santoso, S. (2010). *Statistik Multivariat Konsep dan Aplikasi dengan SPSS*. Kompas Gramedia.
- Sarwono, J. (2006). *Analisis Data Penelitian Menggunakan SPSS 13*. (D. Hardjono, Ed.) Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.
- Sihombing, B. (2011). Jaringan Syaraf Tiruan dan Algoritma Genetika dalam Pemodelan Kalibrasi.



- Sugiyono. (2017). *Statistika Untuk Penelitian*. Bandung, Jawa Barat, Indonesia: Alfabeta.
- Suhendra, C. D. (2015, January). Penentuan Arsitektur Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation (Bobot Awal dan Bias Awal) Menggunakan Algoritma Genetika. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*. 9, pp. 77-88. Indonesian Computer, Electronics, and Instrumentation Support Society.
- Thiago Meirelles Ventura, A. G. (2015). Study of how the integration of Artificial Neural Network and Genetic Algorithm should be made for modeling meteorological data. *2015 IEEE 14th International Conference on Machine Learning and Applications*, (pp. 719-722).
- Trihendradi, C. (2012). *Step by Step SPSS 20 Analisis Data Statistik*. (F. S. Suyantoro, Ed.) Yogyakarta: C.V ANDI OFFSET.
- Yu, H., & Wiliamowski, B. (n.d.). *Lavenberg-Marquardt Training*.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

## LAMPIRAN A

### 1. Hasil Uji *Missing Data*

Uji *missing data* bertujuan untuk menguji apakah data yang tidak lengkap atau ada data yang hilang akan mempengaruhi pengolahan data secara keseluruhan. Pada Tabel 1 diperlihatkan hasil uji *missing data* untuk setiap variabel cuaca.

**Tabel Lampiran 1.** Hasil Uji *Missing Data*

<i>Variable</i>	<b>Jumlah Data</b>	<i>Mean</i>	<i>Std. Deviation</i>	<i>Missing</i>	
				<i>Count</i>	<i>Percent</i>
<i>Temperature</i>	1821	82.628	2.1147	6	0.3
<i>Dew Point</i>	1821	73.879	2.7665	6	0.3
<i>Sea Level Pressure</i>	1821	1010.117	1.6085	6	0.3
<i>Station Pressure</i>	1821	1009.622	1.6410	6	0.3
<i>Maximum Wind Speed</i>	1821	10.664	3.6380	6	0.3
<i>Maximum Temperature</i>	1821	89.696	2.3533	6	0.3
<i>Minimum Temperature</i>	1821	76.014	2.4103	6	0.3
<i>Visibility</i>	1821	4.866	0.6863	6	0.3
<i>Wind Speed</i>	1821	5.737	1.9181	6	0.3

Dari hasil uji diatas dapat dilihat bahwa data yang hilang sebanyak 6 untuk masing-masing variabel cuaca dengan persentase 0.3%. Persentase data yang hilang ini masih lebih kecil

dari batas yang diperbolehkan yaitu 1%. Maka data diatas dapat digunakan dan tidak akan bermasalah.

Setelah mengetahui banyaknya data yang hilang, selanjutnya dilakukan uji keacakan *missing value* untuk mengetahui apakah *missing value* yang terjadi bersifat acak atau *random* ataukah tidak. Berikut ini adalah pola dari *missing value*.

**Tabel Lampiran 2.** Hasil Uji Keacakan *Missing Value*

Data Ke-	% Missing	Missing and Extreme Value Patterns								
		Temperature	Dew Point	Sea Level Pressure	Station Pressure	Maximum Wind Speed	Maximum Temperature	Minimum Temperature	Visibility	Wind Speed
564	100.0	S	S	S	S	S	S	S	S	S
617	100.0	S	S	S	S	S	S	S	S	S
618	100.0	S	S	S	S	S	S	S	S	S
925	100.0	S	S	S	S	S	S	S	S	S
1544	100.0	S	S	S	S	S	S	S	S	S
1777	100.0	S	S	S	S	S	S	S	S	S

S: Pola variabel yang hilang

Dari Tabel 2 dapat dilihat bahwa pola yang terjadi tidak bersifat acak atau *random* dikarenakan semua data yang hilang ada pada setiap variabel dan data set. Untuk menangani *missing data* maka dapat dilakukan dengan membuang baris (kasus) yang mengandung *missing value*, menghapus variabel (kolom) yang mengandung *missing value*.

## 2. Hasil Uji Data *Outlier*

Data outlier adalah data yang secara nyata berbeda dengan data-data yang lain. Nilai variabel cuaca yang sebenarnya adakn dirubah dalam bentuk nilai z atau nilai standarisasi agar dapat dilihat hasilnya. Untuk mendeteksi apakah ada data outlier atau tidak, dilihat dari nilai standarisasi data (z). Jika sebuah data outlier, maka nilai z yang didapat lebih besar dari angkat +2.5 atau lebih kecil dari angkat -2.5

**Tabel Lampiran 3.** Hasil uji data *outlier* variabel *temperature*

<i>Variable</i>		<i>Case Number</i>	<i>Value</i>
<i>Temperature</i>	<i>Highest</i>	1423	88.6
		319	88.5
		1418	88.3
		1424	88.0
		314	87.9
	<i>Lowest</i>	21	76.0
		1193	76.5
		777	76.8
		1758	77.0
		1076	77.3

**Tabel Lampiran 4.** Hasil uji data *outlier* variabel *dew point*

<b><i>Variable</i></b>		<b><i>Case Number</i></b>	<b><i>Value</i></b>
<i>Dew point</i>	<i>Highest</i>	470	78.8
		1531	78.6
		1591	78.6
		453	78.5
		1559	78.5
	<i>Lowest</i>	590	63.8
		228	64.9
		1000	65.2
		1310	65.4
		589	65.6

**Tabel Lampiran 5.** Hasil uji data *outlier* variabel *sea level pressure*

<b><i>Variable</i></b>		<b><i>Case Number</i></b>	<b><i>Value</i></b>
<i>sea level pressure</i>	<i>Highest</i>	1275	1014.8
		1276	1014.8
		1344	1014.4
		1303	1014.3
		1343	1014.3
	<i>Lowest</i>	68	1004.4
		376	1004.7
		375	1004.9
		1818	1005.0
		69	1005.1

**Tabel Lampiran 6.** Hasil uji data *outlier* variabel *station pressure*

<b>Variable</b>		<b>Case Number</b>	<b>Value</b>
<i>Station pressure</i>	<i>Highest</i>	1275	1014.5
		1276	1014.4
		1343	1014.0
		1344	1014.0
		1372	1014.0
	<i>Lowest</i>	68	1003.8
		376	1004.0
		375	1004.3
		69	1004.4
		24	1004.6

**Tabel Lampiran 7.** Hasil uji data *outlier* variabel *maximum wind speed*

<b>Variable</b>		<b>Case Number</b>	<b>Value</b>
<i>Maximum wind speed</i>	<i>Highest</i>	702	48.6
		1606	42.9
		1607	42.9
		727	42.7
		1172	40.0 <sup>d</sup>
	<i>Lowest</i>	1795	2.9
		1465	4.1
		1219	4.1
		720	4.1
		524	4.1 <sup>e</sup>

**Tabel Lampiran 8.** Hasil uji data *outlier* variabel *maximum temperature*

<b>Variable</b>		<b>Case Number</b>	<b>Value</b>
<i>Maximum temperature</i>	<i>Highest</i>	1041	96.1
		1423	96.1
		320	95.7
		1401	95.7
		1424	95.7 <sup>f</sup>
	<i>Lowest</i>	752	79.3
		550	80.1
		513	80.2
		135	80.6
		534	81.0

**Tabel Lampiran 9.** Hasil uji data *outlier* variabel *minimum temperature*

<b>Variable</b>		<b>Case Number</b>	<b>Value</b>
<i>Minimum temperature</i>	<i>Highest</i>	105	81.3
		320	81.3
		657	81.3
		1607	81.3
		1723	81.3
	<i>Lowest</i>	21	57.7
		1335	63.9
		591	67.5
		590	67.5
		1771	68.4 <sup>g</sup>



**Tabel Lampiran 10.** Hasil uji data *outlier* variabel *visibility*

<i>Variable</i>		<i>Case Number</i>	<i>Value</i>
<i>Visibility</i>	<i>Highest</i>	35	6.2
		80	6.2
		93	6.2
		100	6.2
		105	6.2 <sup>h</sup>
	<i>Lowest</i>	776	1.5
		163	2.0
		695	2.5
		396	2.6
		717	2.7

**Tabel Lampiran 11.** Hasil uji data *outlier* variabel *wind speed*

<i>Variable</i>		<i>Case Number</i>	<i>Value</i>
<i>Wind speed</i>	<i>Highest</i>	1290	14.7
		1372	14.2
		1607	13.7
		948	13.6
		26	13.1
	<i>Lowest</i>	1795	0.4
		17	0.5
		534	0.9
		163	0.9
		398	1.2

Tabel 3 hingga Tabel 11 dapat dilihat data variabel cuaca memiliki banyak data yang *outlier* atau yang bernilai ekstrem. Untuk penanganan data *outlier* dapat dengan menghilangkan data karena data dianggap tidak mencerminkan sebaran data yang sebenarnya. Atau tetap dipertahankan dan tidak perlu dihilangkan karena mungkin memang ada data *outlier* seperti itu. Untuk kasus ini maka data *outlier* akan tetap dipertahankan karena dibutuhkan seluruh data yang sebenarnya dan secara lengkap baik yang bernilai normal atau ekstrem.

### 3. Hasil Uji Normalitas Data

Uji normalitas data bertujuan untuk mengetahui apakah distribusi sebuah data mengikuti atau mendekati distribusi normal. Data yang baik adalah data yang mempunyai pola seperti distribusi normal, yakni distribusi data tersebut tidak menceng ke kiri atau menceng ke kanan. Berikut ini adalah hasil uji normalitas data untuk setiap variabel cuaca menggunakan metode Kolmogorov-Smirnov dan Shapiro-Wilk

**Tabel Lampiran 12.** Hasil Uji Normalitas Data

<i>Tests of Normality</i>						
<i>Variable</i>	<b>Kolmogorov-Smirnov<sup>a</sup></b>			<b>Shapiro-Wilk</b>		
	<b>Statistic</b>	<b>df</b>	<b>Sig.</b>	<b>Statistic</b>	<b>df</b>	<b>Sig.</b>
<i>Temperature</i>	0.036	1821	1.310E-05	0.996	1821	5.372E-05
<i>Dew Point</i>	0.147	1821	1.538E-108	0.920	1821	4.149E-30
<i>Sea Level Pressure</i>	0.032	1821	1.958E-04	0.997	1821	6.514E-04
<i>Station Pressure</i>	0.035	1821	2.345E-05	0.996	1821	2.193E-04
<i>Maximum Wind Speed</i>	0.138	1821	4.328E-96	0.810	1821	6.330E-42
<i>Maximum Temperature</i>	0.042	1821	7.970E-08	0.992	1821	1.602E-08
<i>Minimum Temperature</i>	0.095	1821	2.847E-44	0.957	1821	1.039E-22
<i>Visibility</i>	0.071	1821	3.133E-24	0.984	1821	3.055E-13
<i>Wind Speed</i>	0.044	1821	1.455E-08	0.979	1821	1.195E-15

Untuk melihat normalitas data maka ada dua kriteria pengujian:

- Angka signifikansi (SIG) lebih besar dari 0.05, maka data berdistribusi normal.
- Angka signifikansi (SIG) lebih kecil dari 0.05, maka tidak berdistribusi normal.

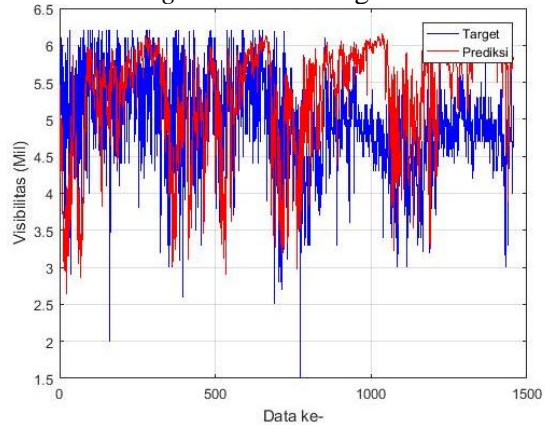
Dari Tabel 12 dapat dilihat bahwa seluruh variabel cuaca memiliki nilai signifikansi (sig) lebih kecil dari 0.5 maka variabel cuaca tidak berdistribusi normal. Karena data tidak berdistribusi normal maka penanganan yang dilakukan ada beberapa jenis yaitu menambah data, menghilangkan data penyebab distribusi tidak normal, mentransformasi data misalnya mengubah ke logaritma atau ke bentuk natural, dan yang terakhir diterima apa adanya. Untuk penelitian prediksi cuaca maka data dapat diterima apa adanya.

*Halaman ini sengaja dikosongkan*

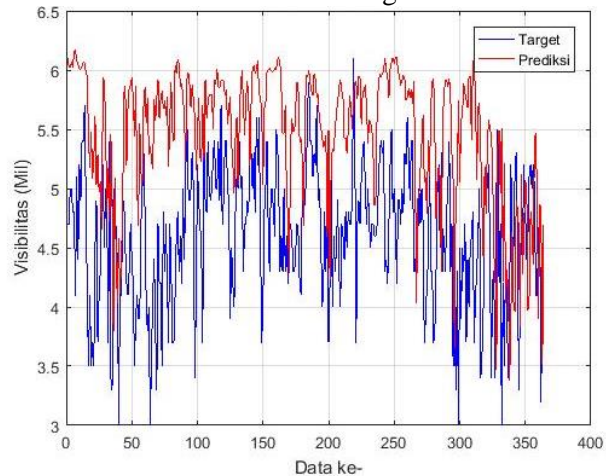
## LAMPIRAN B

### 1. Gambar Hasil *Training* dan *Validasi* untuk Prediksi Visibilitas dengan Metode JST

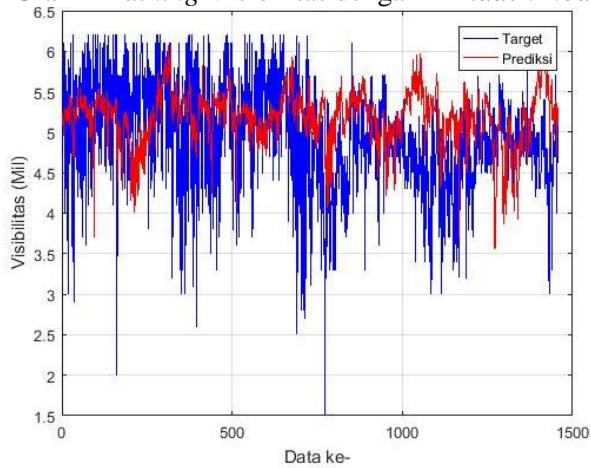
- Grafik *Training* Visibilitas dengan 1 *Hidden Node*



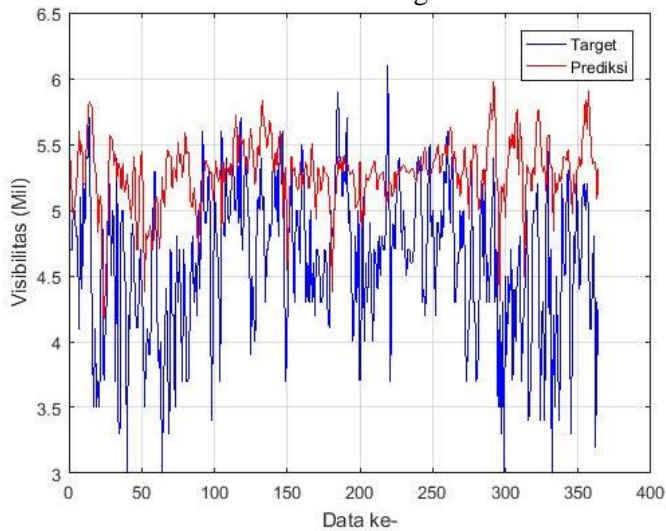
- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 1 *Hidden Node*



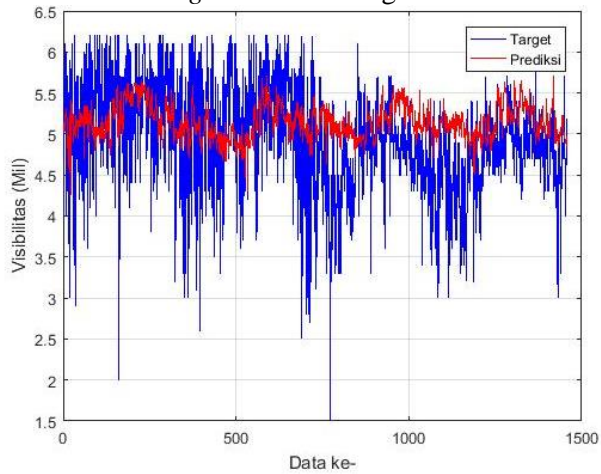
- Grafik *Training* Visibilitas dengan 2 *Hidden Node*



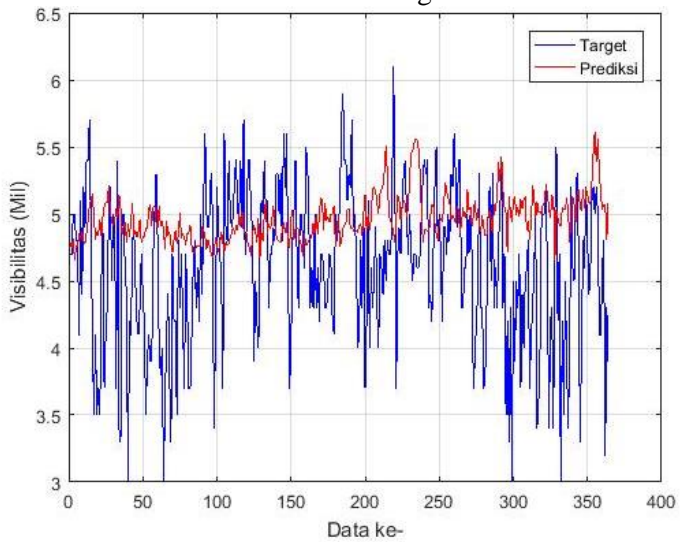
- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 2 *Hidden Node*



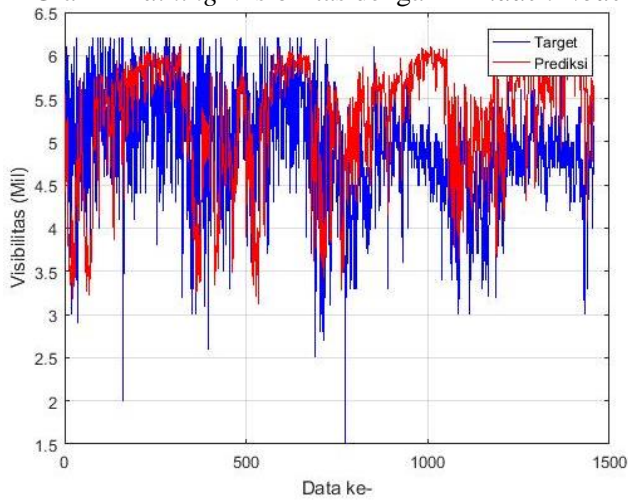
- Grafik *Training* Visibilitas dengan 3 Hidden Node



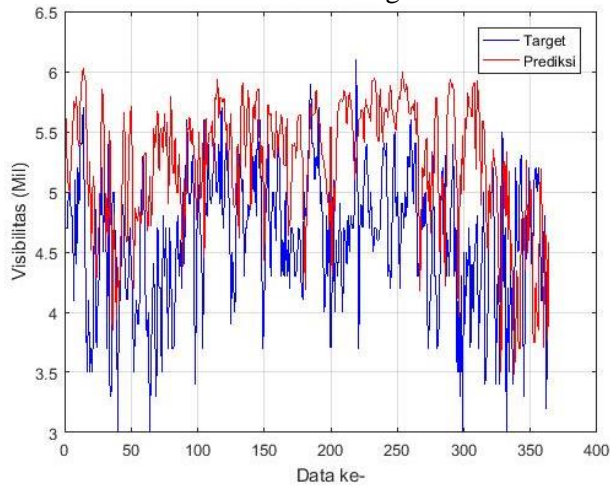
- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 3 Hidden Node



- Grafik *Training* Visibilitas dengan 4 *Hidden Node*

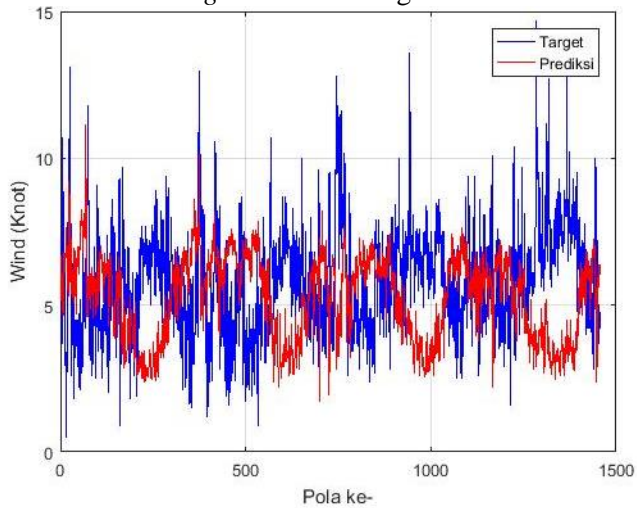


- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 4 *Hidden Node*

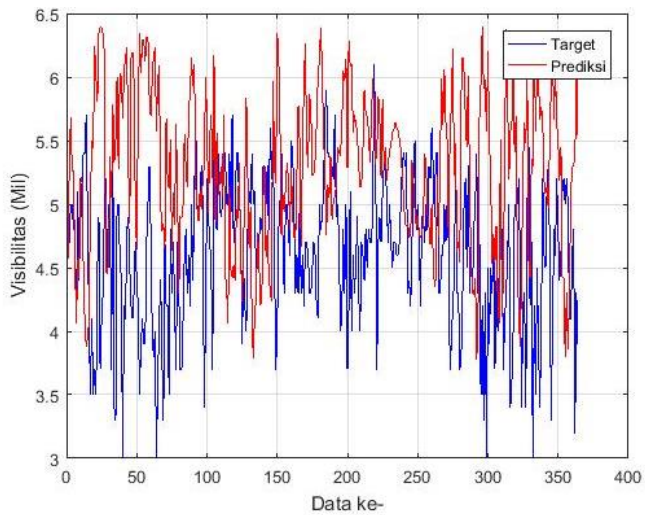




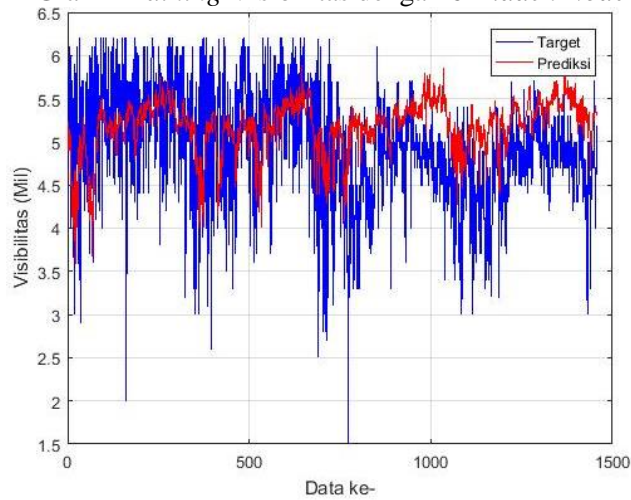
- Grafik *Training* Visibilitas dengan 5 *Hidden Node*



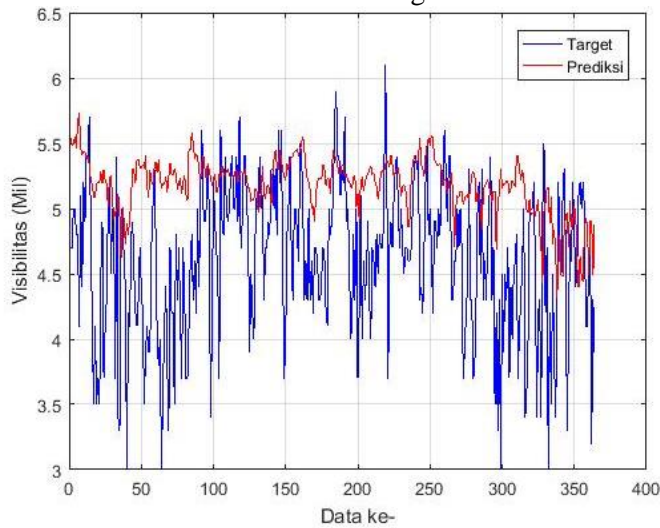
- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 5 *Hidden Node*



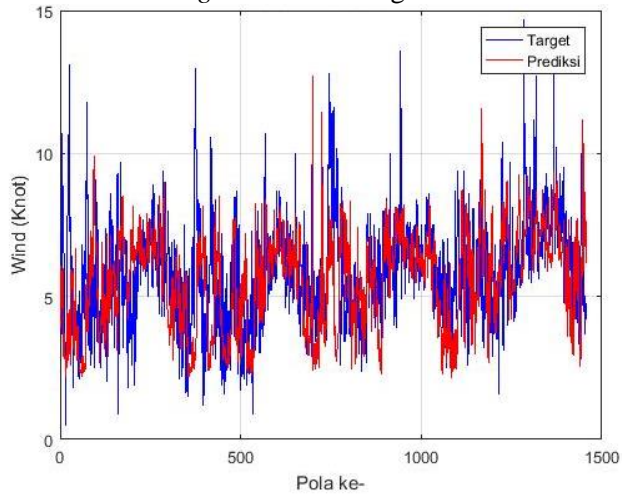
- Grafik *Training* Visibilitas dengan 6 *Hidden Node*



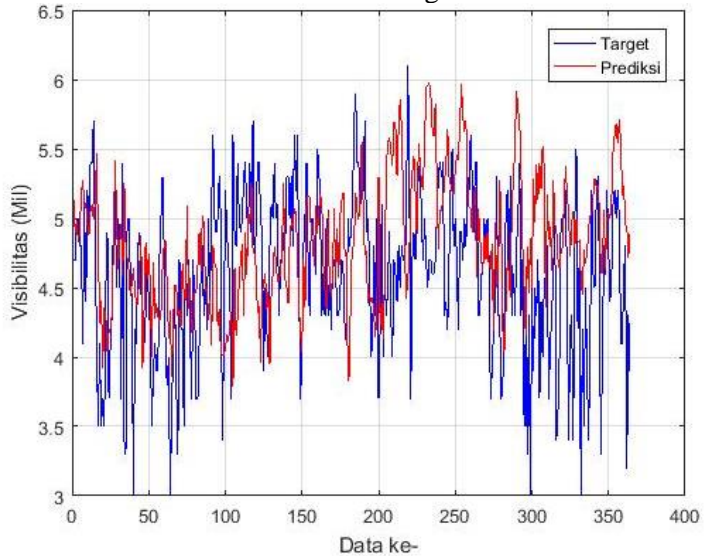
- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 6 *Hidden Node*



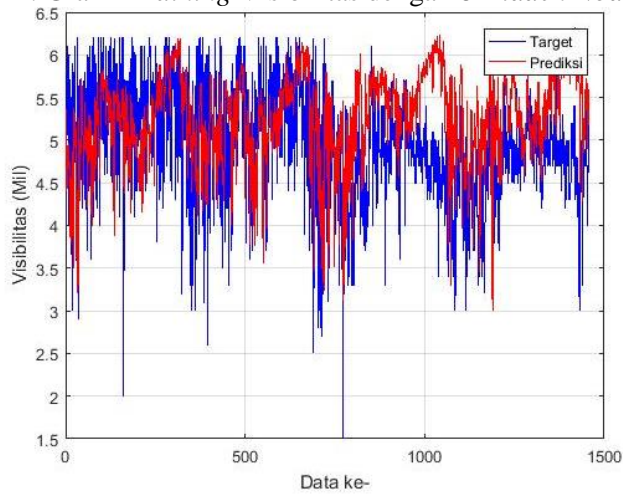
- Grafik *Training* Visibilitas dengan 7 *Hidden Node*



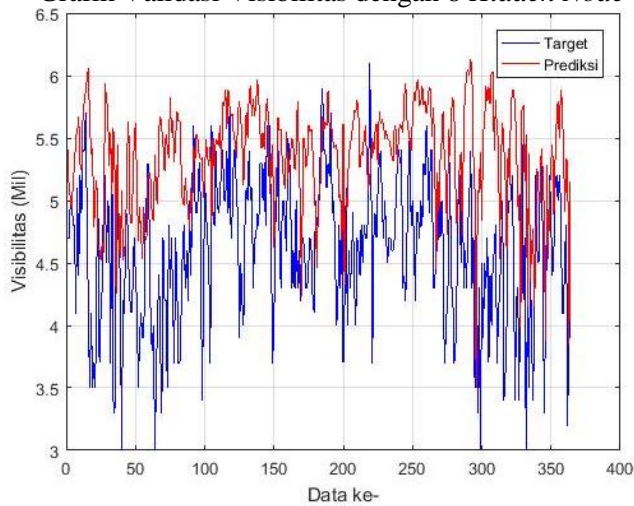
- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 7 *Hidden Node*



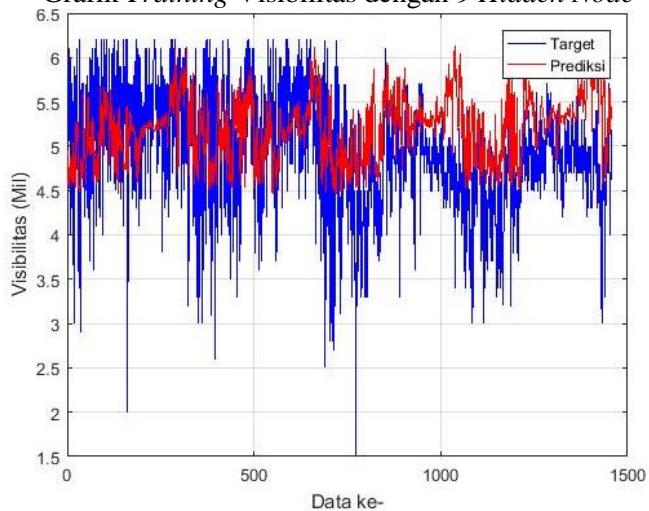
- . Grafik *Training* Visibilitas dengan 8 *Hidden Node*



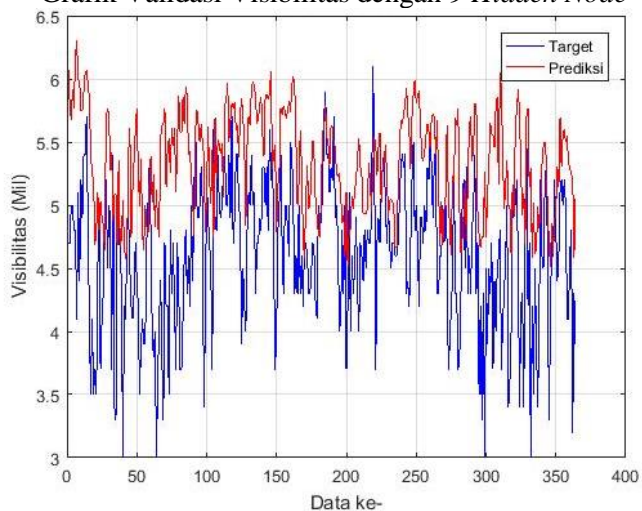
- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 8 *Hidden Node*



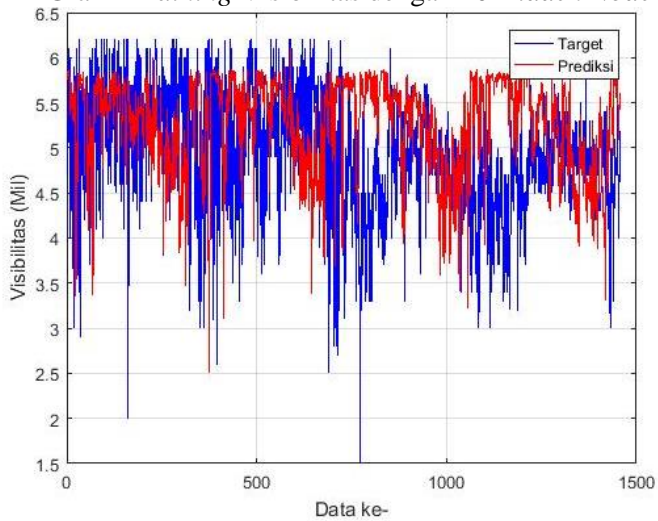
- Grafik *Training Visibilitas dengan 9 Hidden Node*



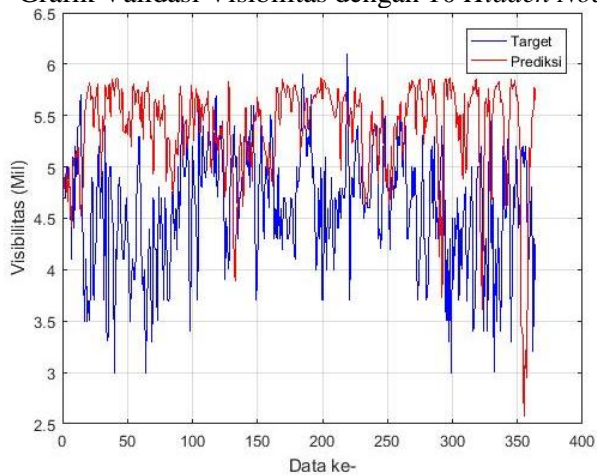
- Grafik *Validasi Visibilitas dengan 9 Hidden Node*



- Grafik *Training* Visibilitas dengan 10 *Hidden Node*

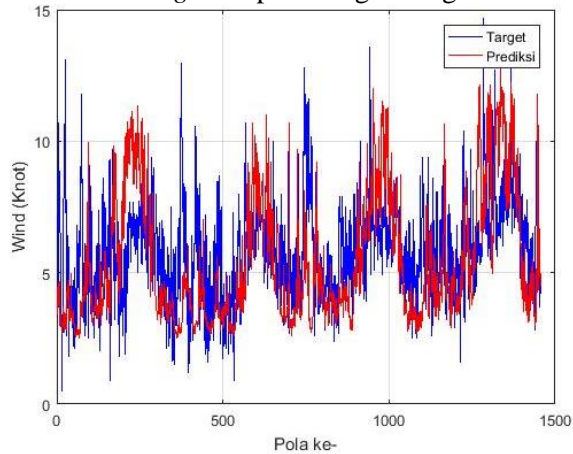


- Grafik *Validasi* Visibilitas dengan 10 *Hidden Node*

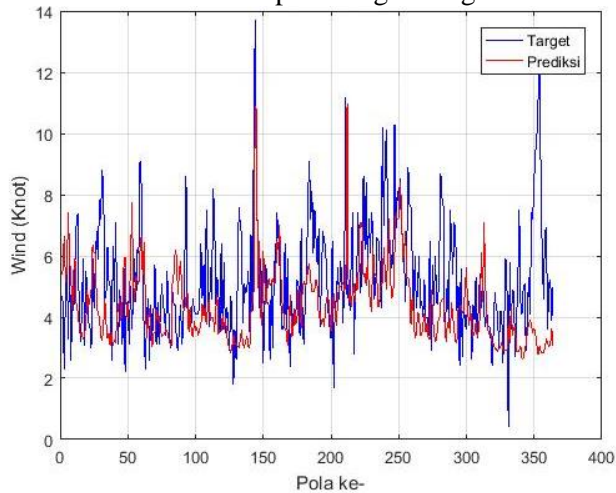


## 2. Gambar Hasil *Training* dan Validasi untuk Prediksi Kecepatan angin Dengan Metode JST

- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 1 *Hidden Node*

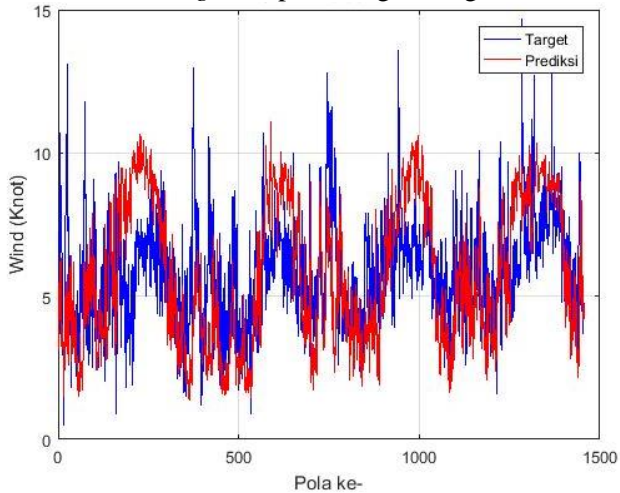


- Grafik Validasi Kecepatan angin dengan 1 *Hidden Node*

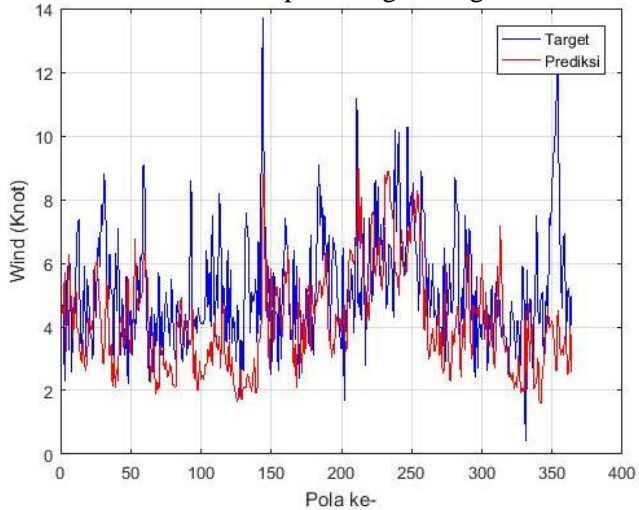




- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 2 *Hidden Node*

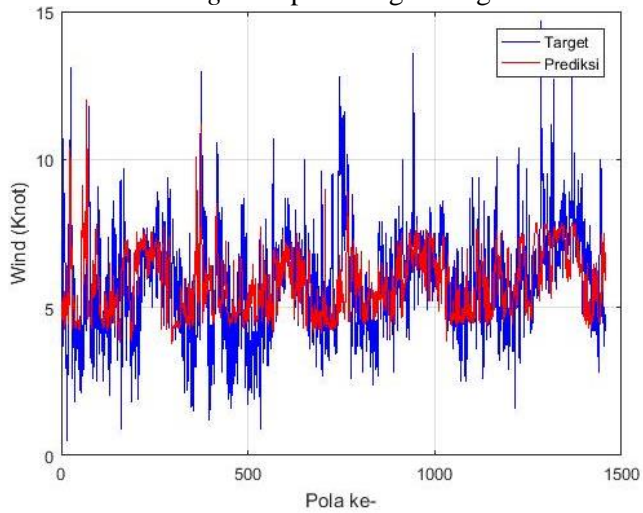


- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 2 *Hidden Node*

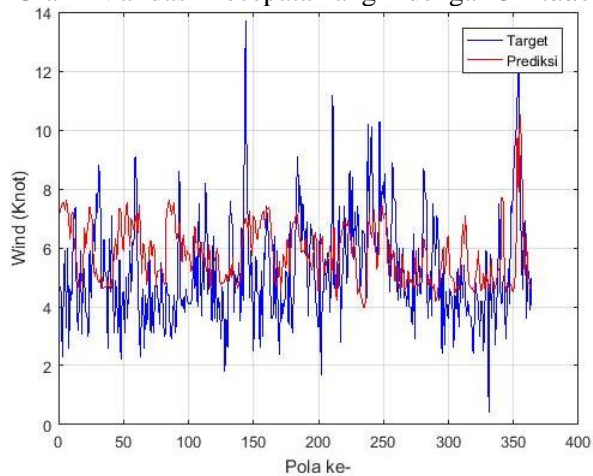




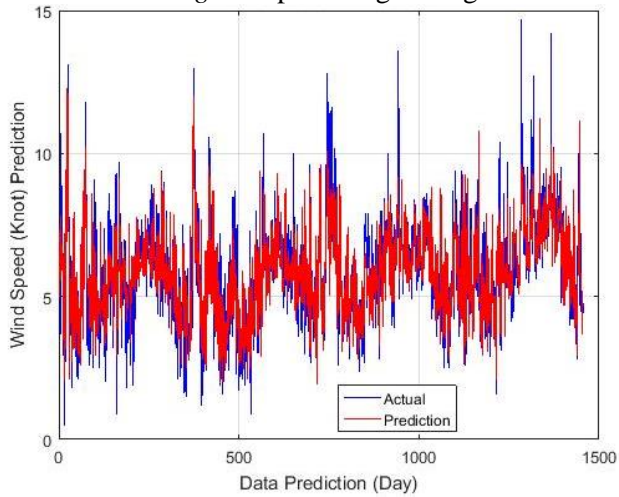
- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 3 *Hidden Node*



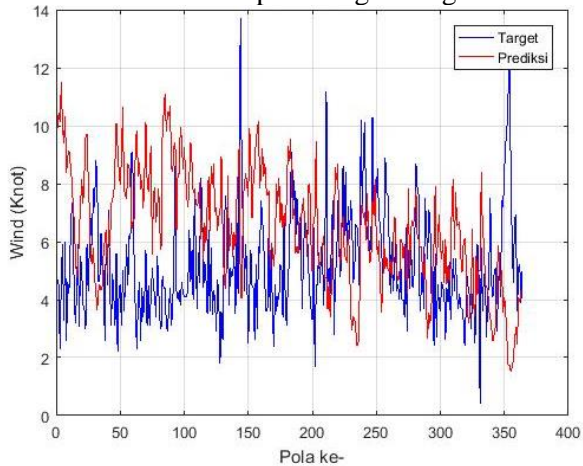
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 3 *Hidden Node*



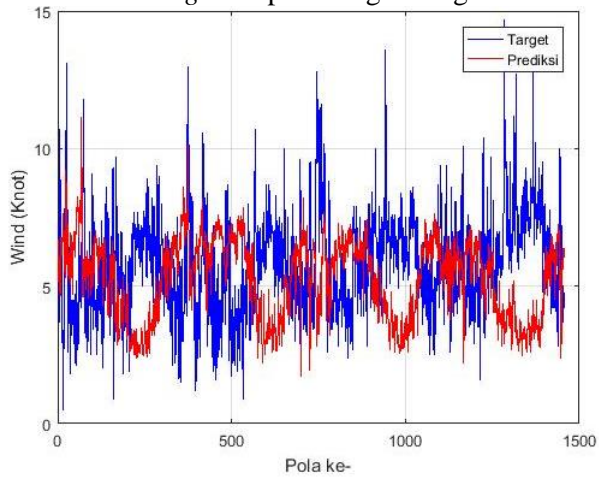
- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 4 *Hidden Node*



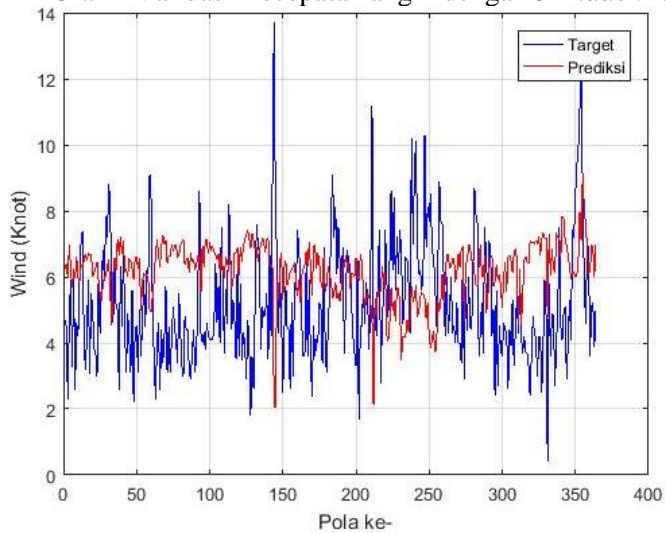
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 4 *Hidden Node*



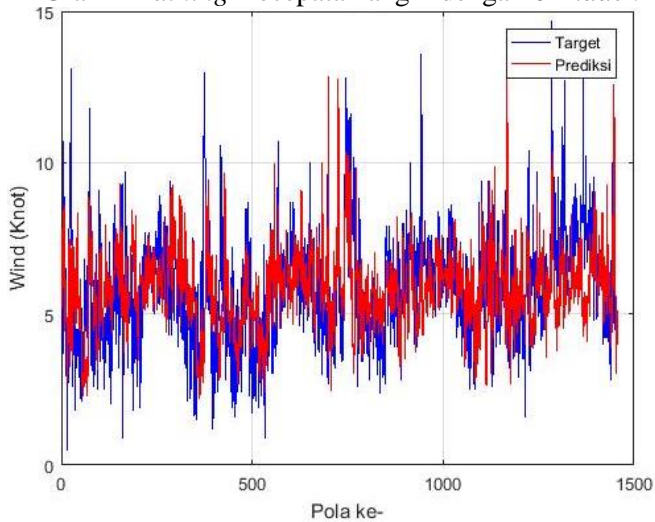
- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 5 *Hidden Node*



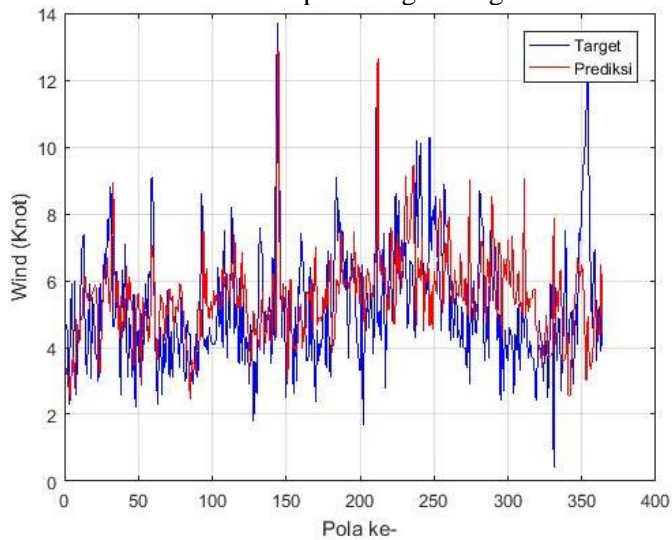
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 5 *Hidden Node*



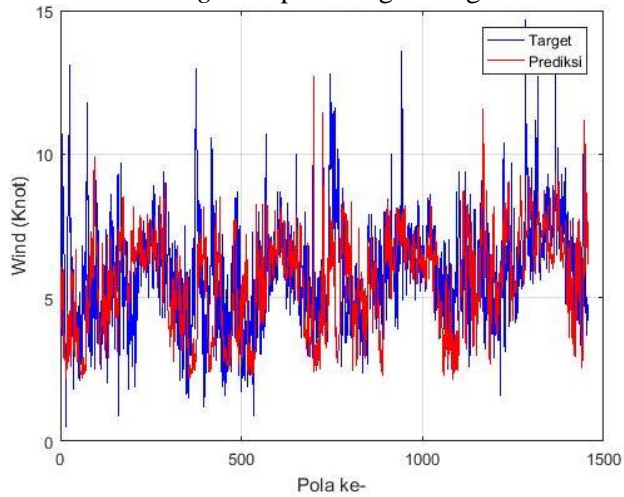
- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 6 *Hidden Node*



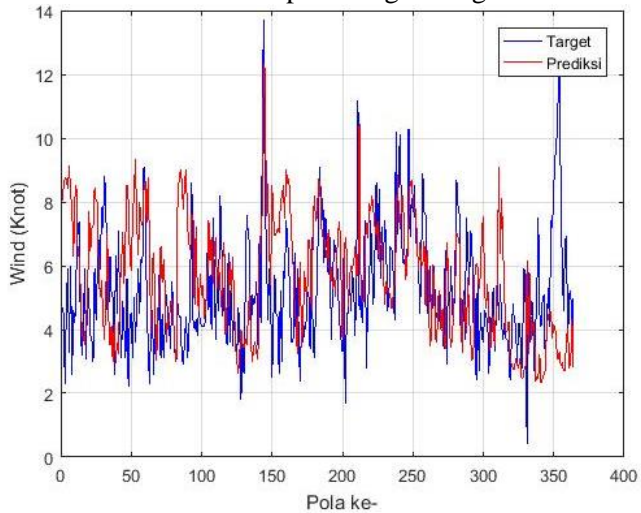
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 6 *Hidden Node*



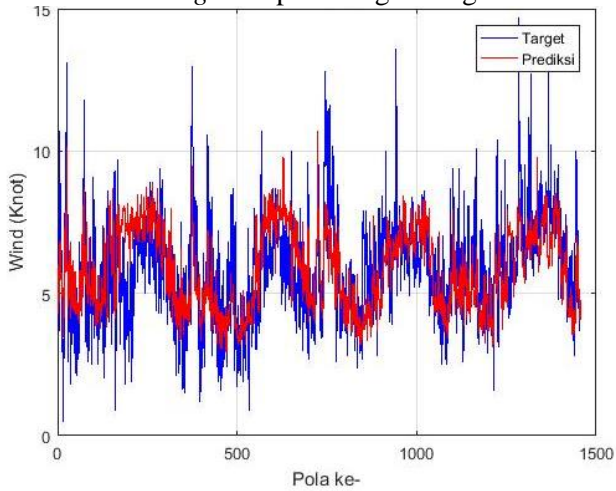
- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 7 *Hidden Node*



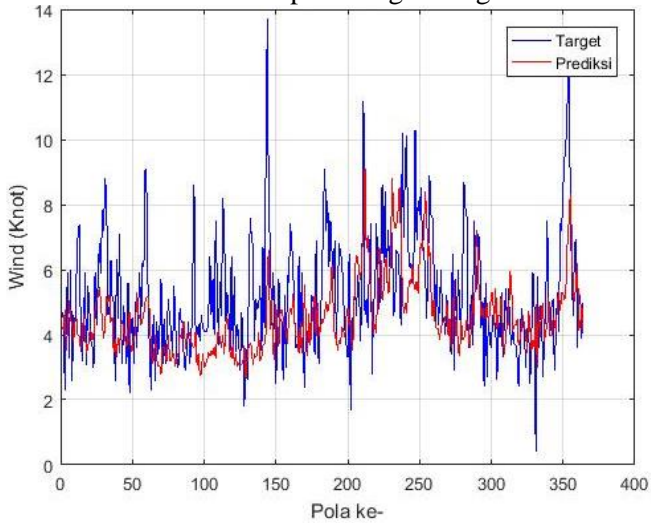
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 7 *Hidden Node*



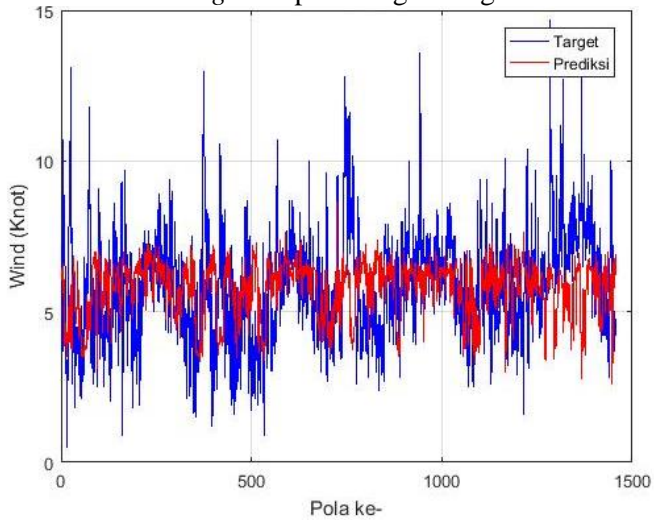
- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 8 *Hidden Node*



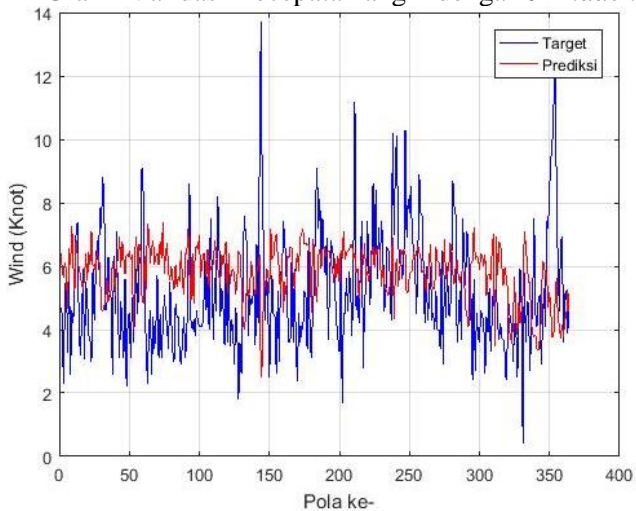
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 8 *Hidden Node*



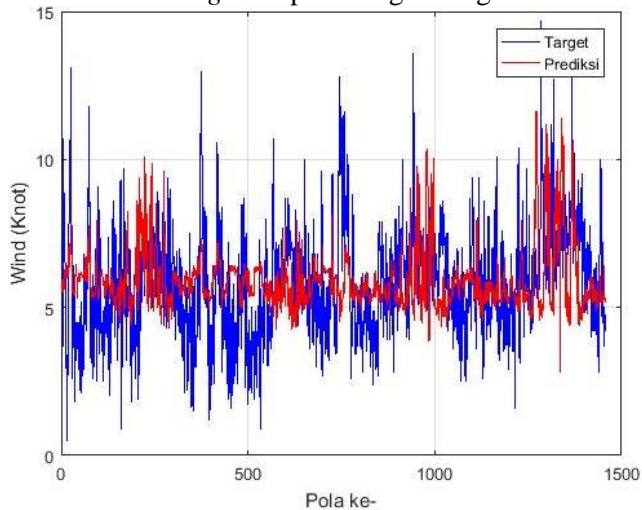
- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 9 *Hidden Node*



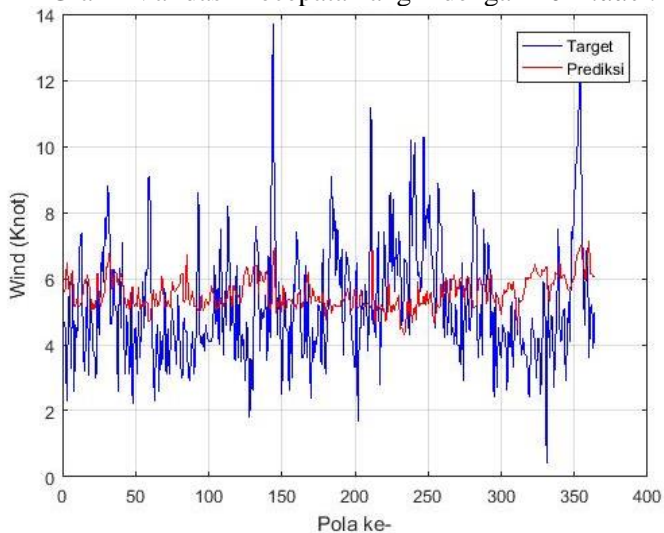
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 9 *Hidden Node*



- Grafik *Training* Kecepatan angin dengan 10 *Hidden Node*



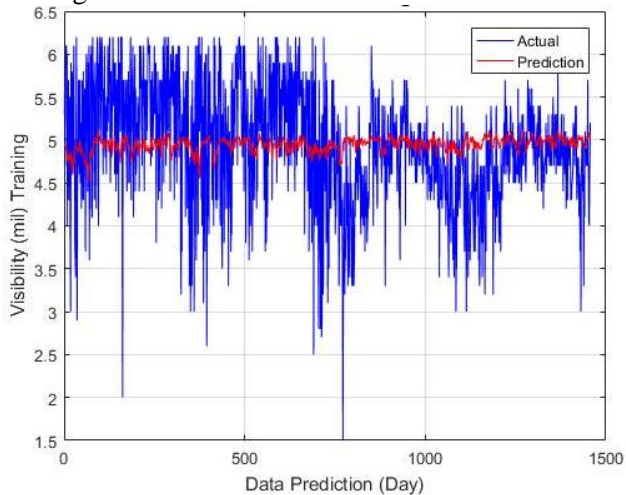
- Grafik *Validasi* Kecepatan angin dengan 10 *Hidden Node*



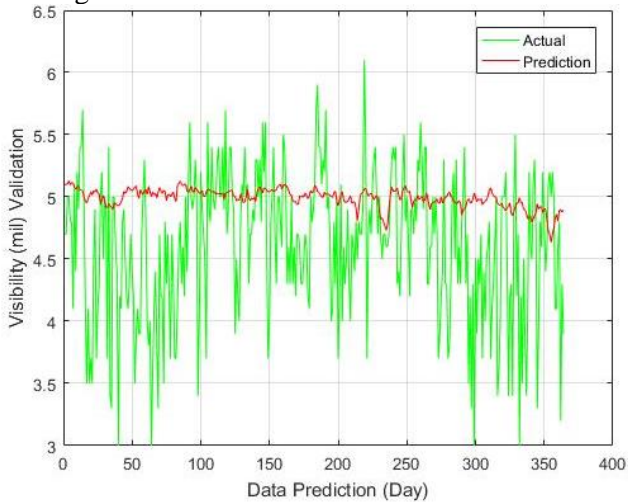


### 3. Gambar Hasil *Training* dan Validasi untuk Prediksi Visibilitas dengan Metode JST-GA

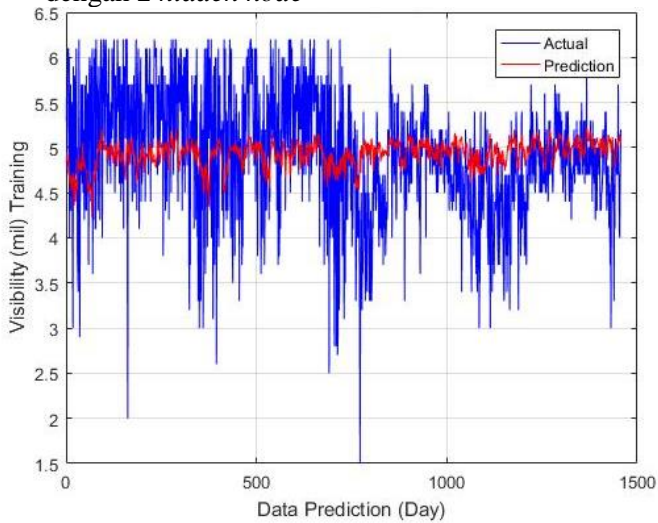
- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 1 *hidden node*



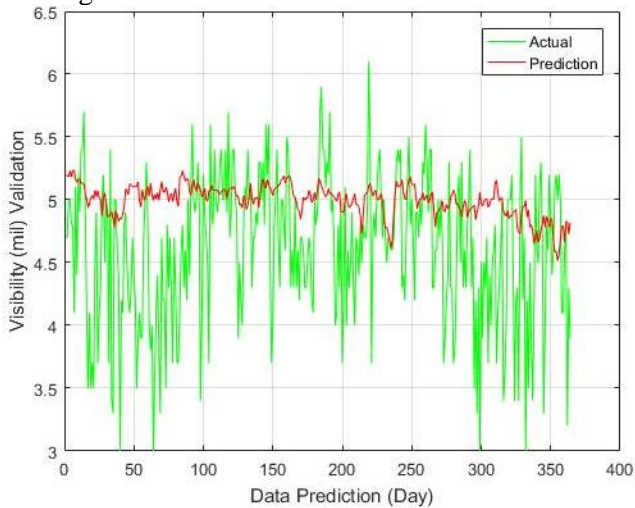
- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 1 *hidden node*



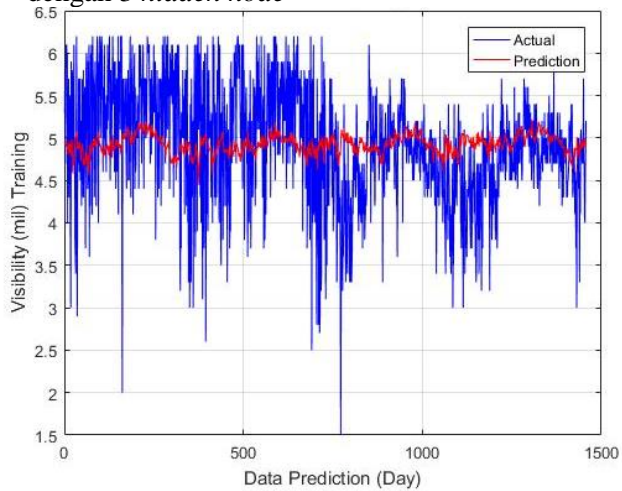
- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 2 *hidden node*



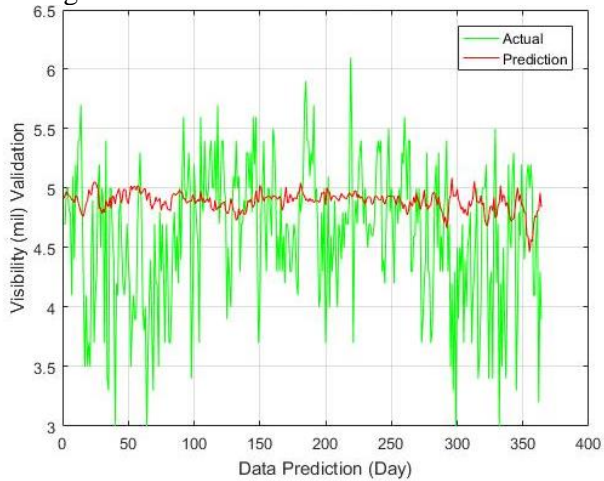
- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 2 *hidden node*



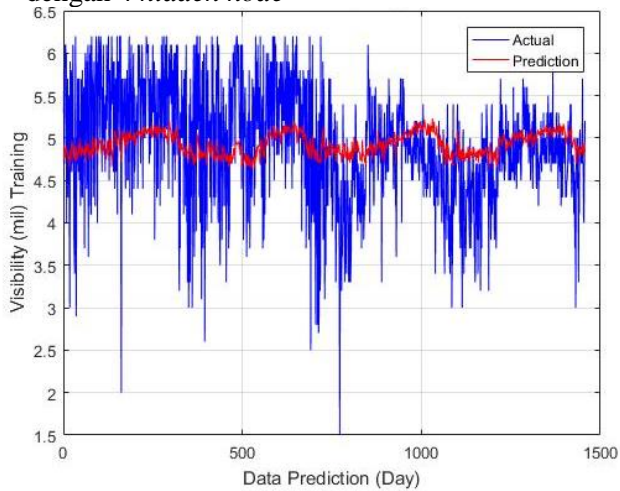
- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 3 *hidden node*



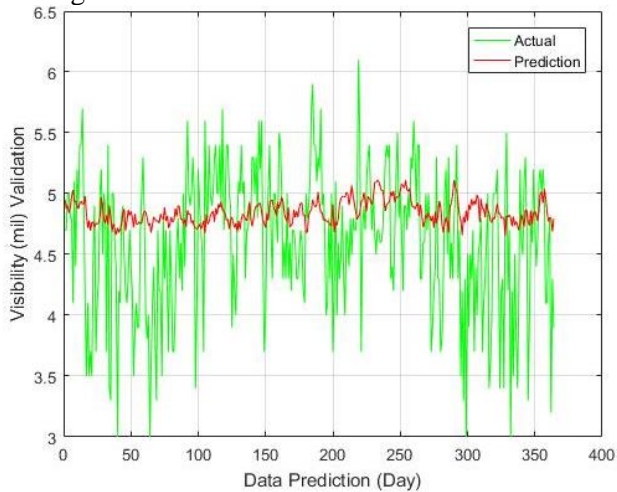
- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 3 *hidden node*



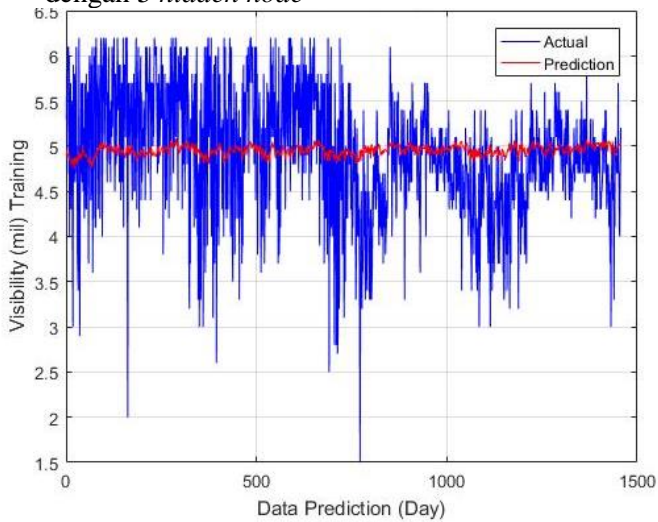
- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 4 *hidden node*



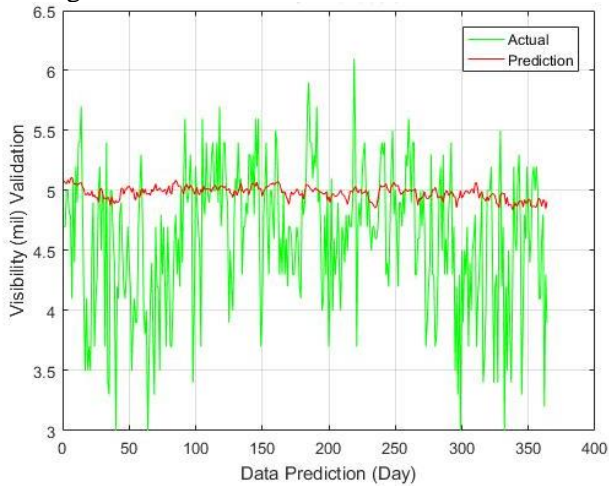
- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 4 *hidden node*



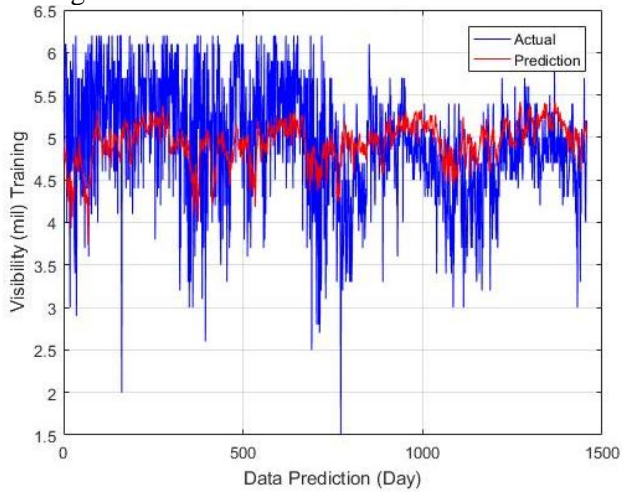
- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 5 *hidden node*



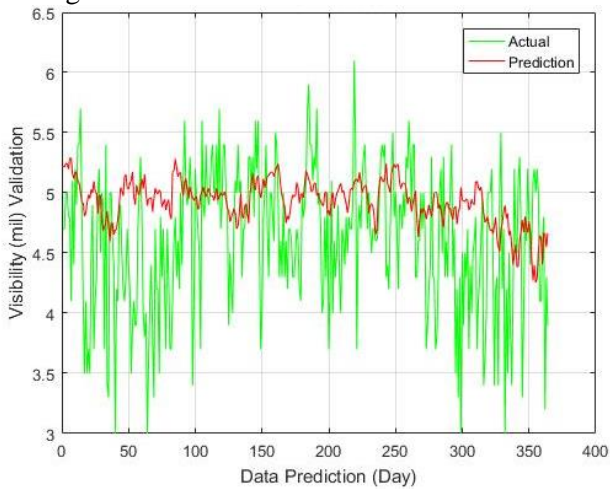
- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 5 *hidden node*



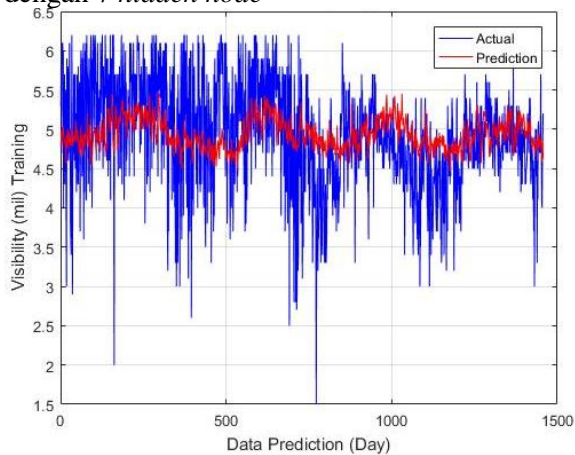
- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 6 *hidden node*



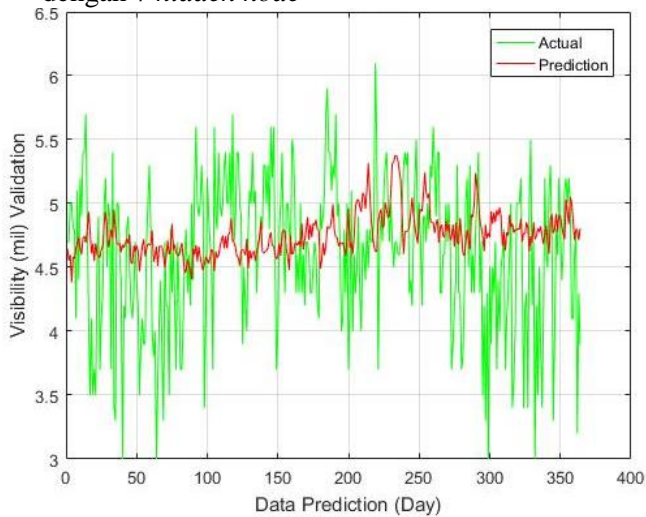
- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 6 *hidden node*



- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 7 *hidden node*

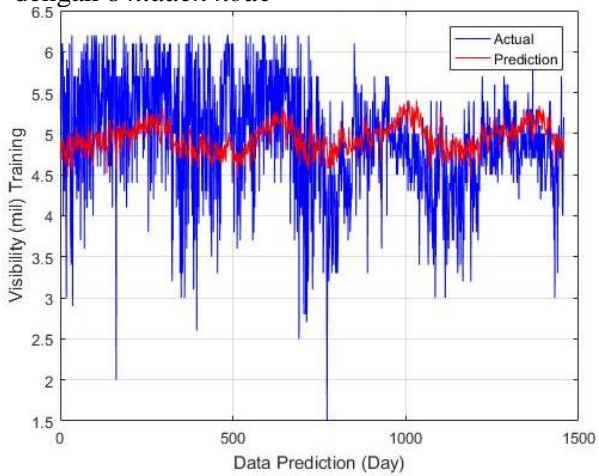


- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 7 *hidden node*

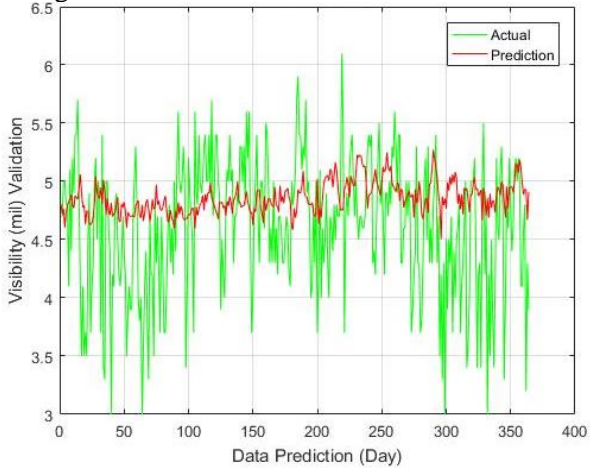




- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 8 *hidden node*

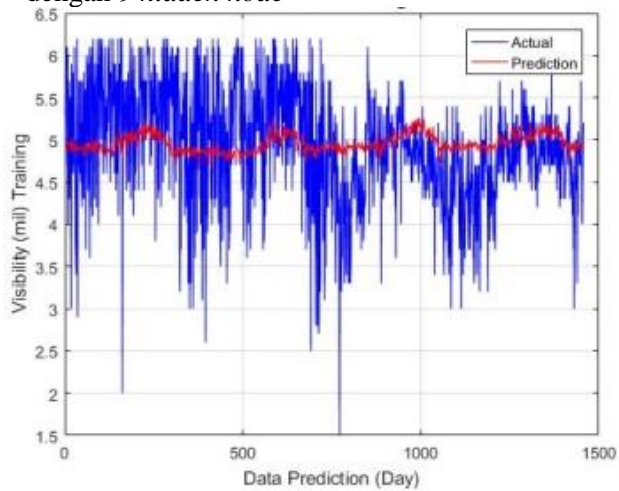


- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 8 *hidden node*

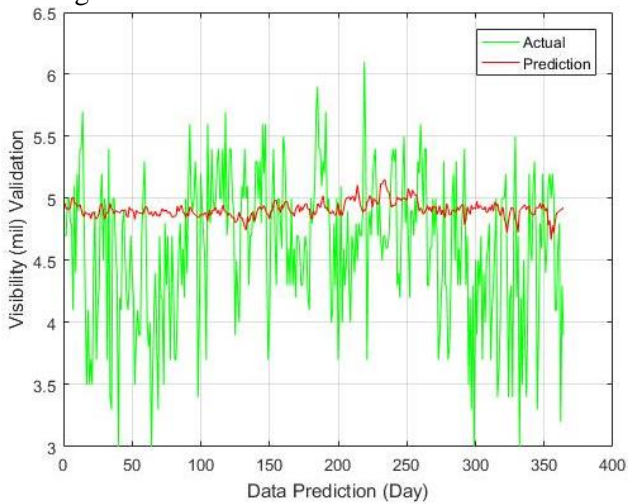




- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 9 hidden node

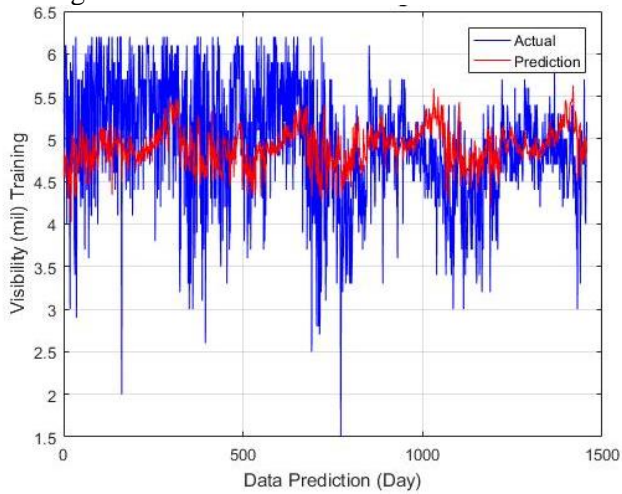


- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 9 hidden node

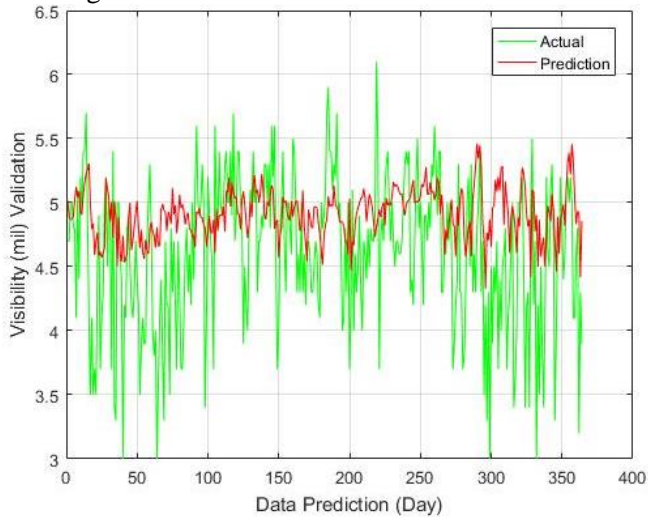


-

- Hasil *training* visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 10 *hidden node*

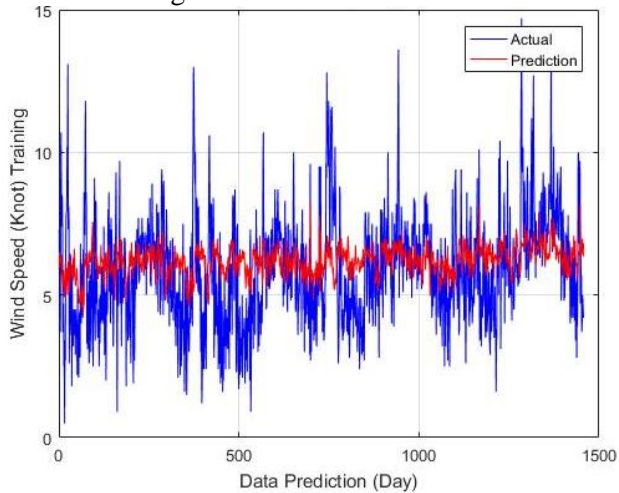


- Hasil validasi visibilitas menggunakan metode JST-GA dengan 10 *hidden node*

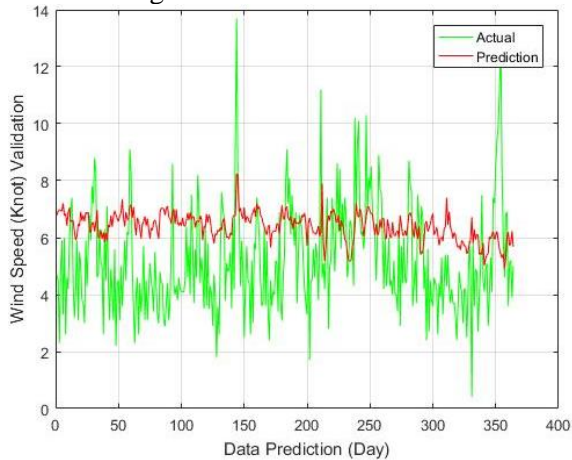


#### 4. Gambar Hasil *Training* dan Validasi untuk Prediksi Kecepatan angin dengan Metode JST-GA

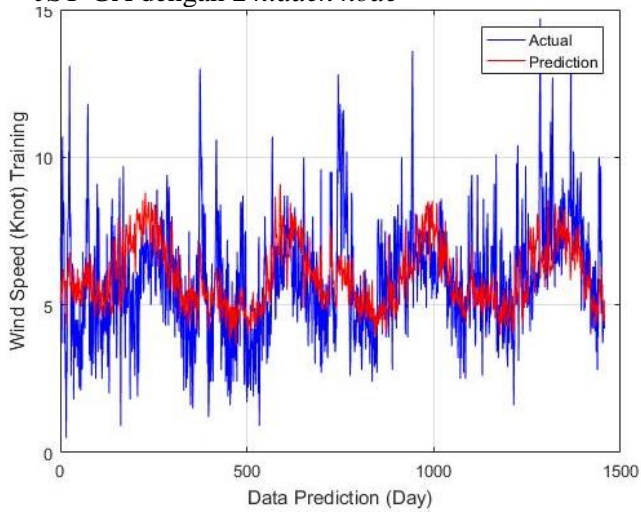
- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 1 *hidden node*



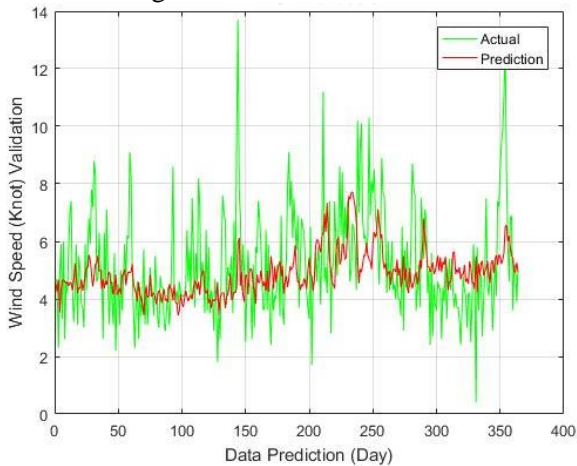
- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 1 *hidden node*



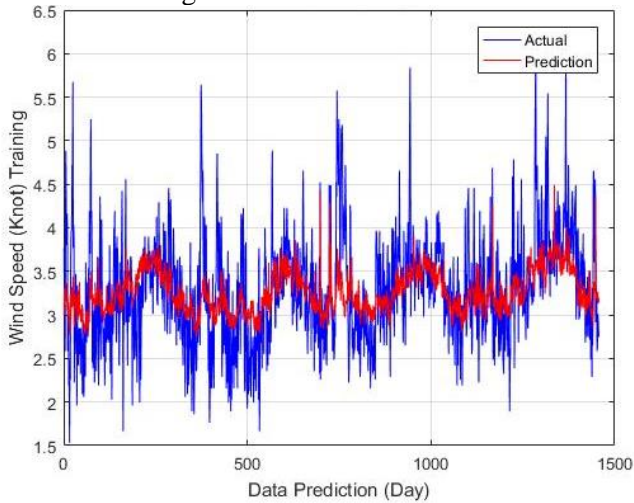
- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 2 *hidden node*



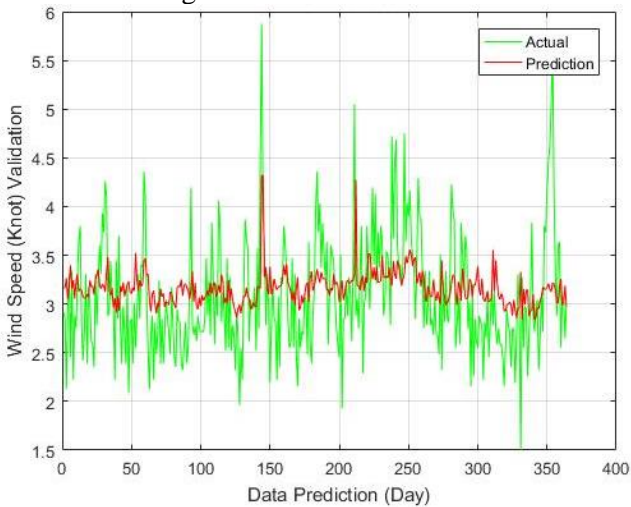
- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 2 *hidden node*



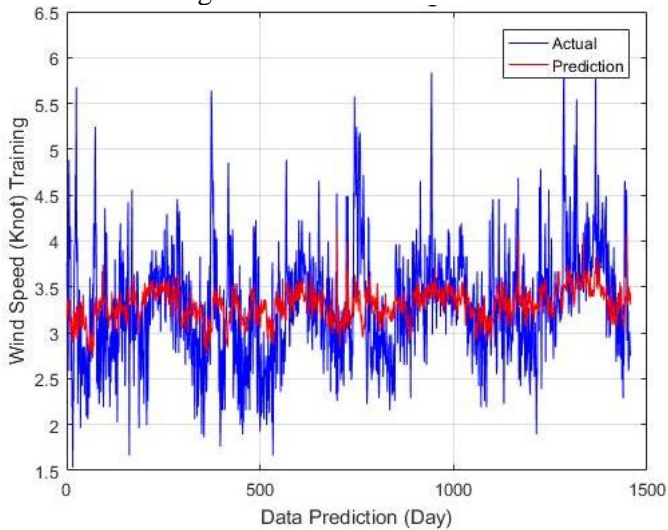
- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 3 *hidden node*



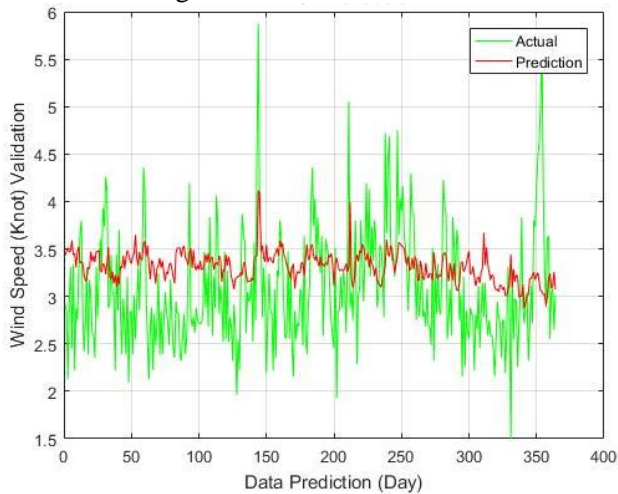
- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 3 *hidden node*



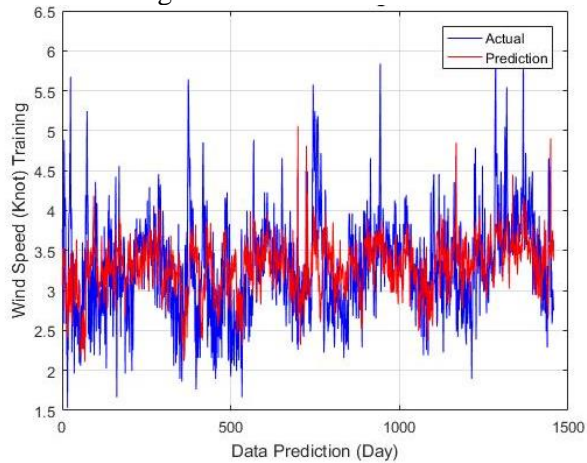
- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 4 *hidden node*



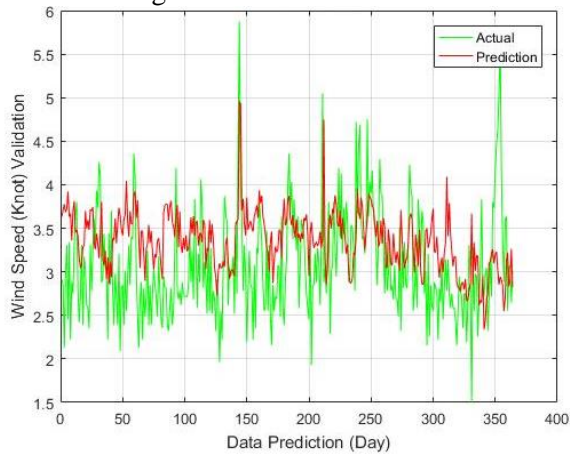
- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 4 *hidden node*



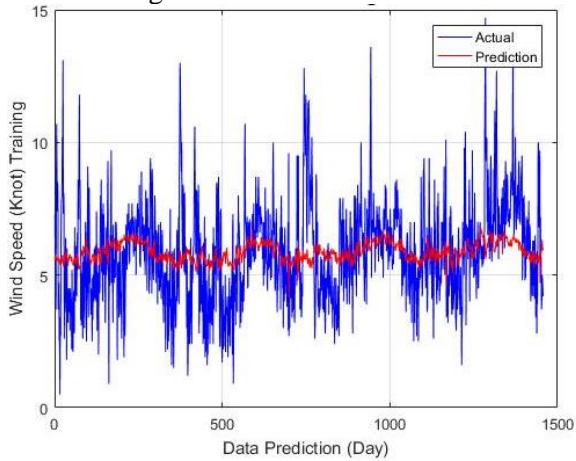
- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 5 *hidden node*



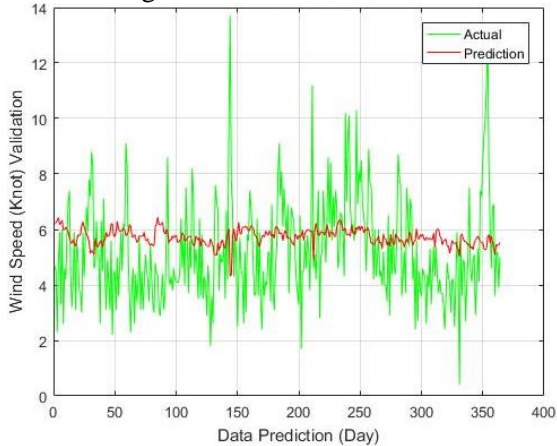
- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 5 *hidden node*



- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 6 *hidden node*

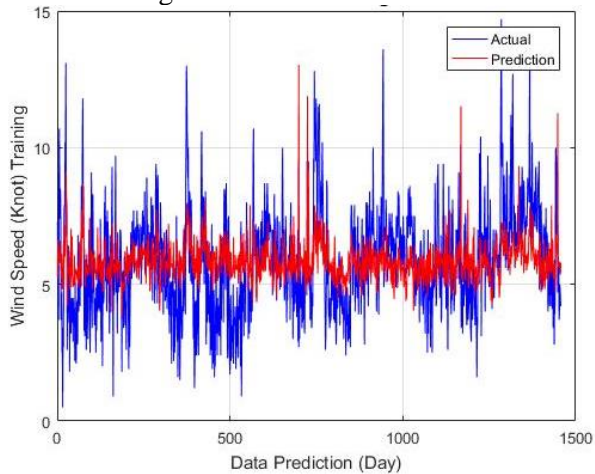


- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 6 *hidden node*

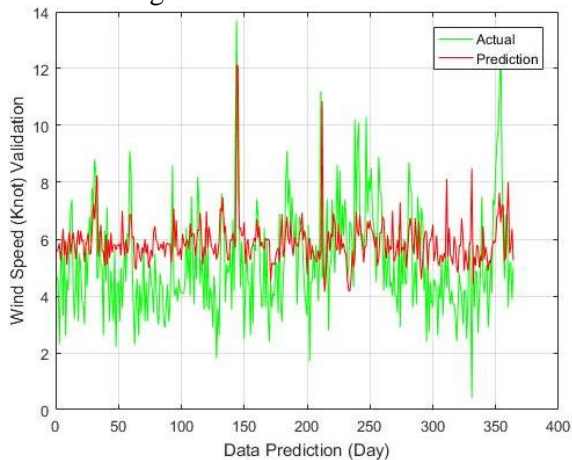




- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 7 *hidden node*

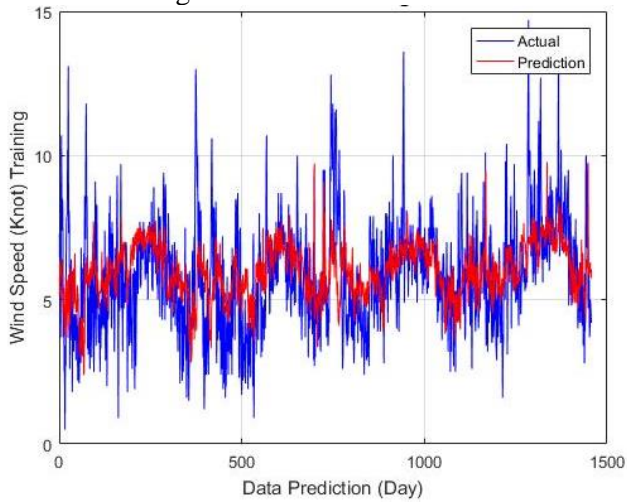


- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 7 *hidden node*

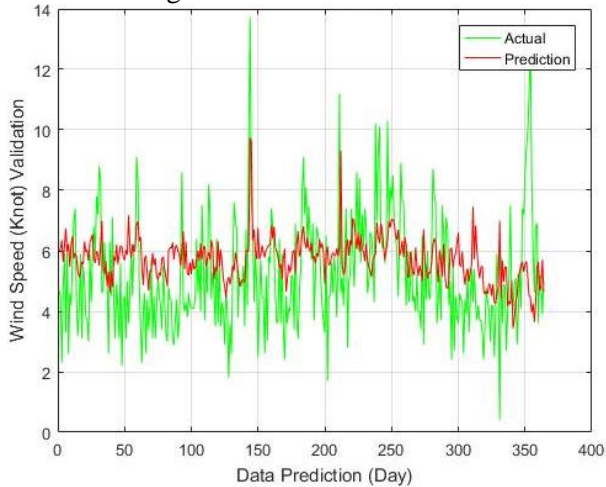


•

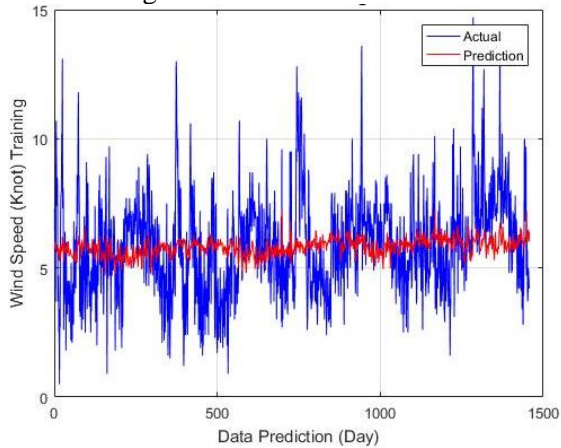
- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 8 *hidden node*



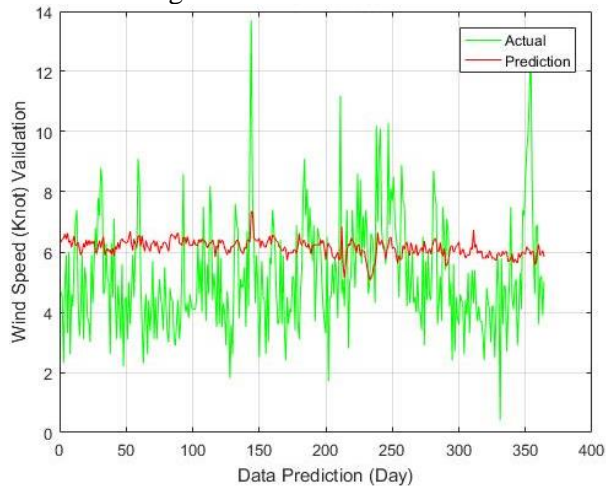
- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 8 *hidden node*



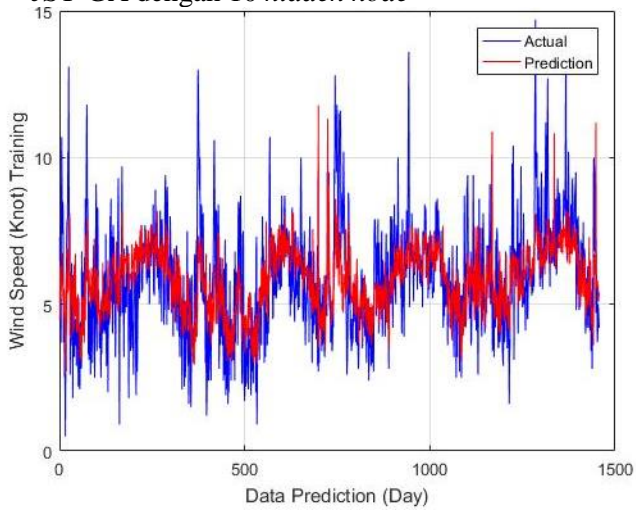
- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 9 *hidden node*



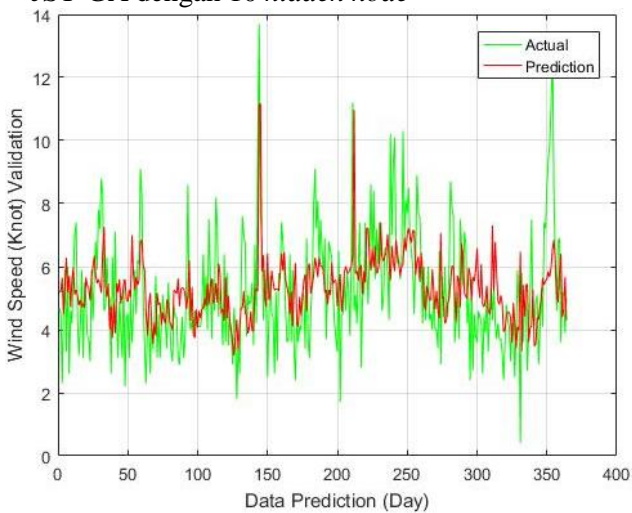
- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 9 *hidden node*



- Hasil *training* kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 10 *hidden node*



- Hasil validasi kecepatan angin menggunakan metode JST-GA dengan 10 *hidden node*



## LAMPIRAN C

### 1. Pemrograman Jaringan Saraf Tiruan untuk Prediksi Visibilitas.

```
clc;clear all;close all;

% TRAINING -----
-----

% Proses membaca data latih dari excel
Data = xlsread('D:\Engineering
Physics\Undergraduate Thesis\Data\Data Juanda
2.1_Visibilitas.xlsx','Visibility','L2:T1458');

data_latih = Data(:,1:4)'; %Banyaknya pola
target_latih = Data(:,5)'; %target
[m,n] = size(data_latih);

% Pembuatan JST
net = feedforwardnet(10,'traingd');
net.layers{1}.transferFcn = 'tansig';
net.layers{2}.transferFcn = 'tansig';

% Memberikan nilai untuk mempengaruhi proses
pelatihan
net.performFcn = 'mse';
net.trainParam.epochs = 1000;
net.trainParam.showCommandLine = true;
net.trainParam.goal = 0.001;
net.trainParam.max_fail = 20;
net.trainParam.show = 1;
net.divideParam.trainRatio = 85/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 0/100;

% Proses training
[net_keluaran,tr,Y,E] =
train(net,data_latih,target_latih);

% Hasil setelah pelatihan
```

```

bobot_hidden = net_keluaran.IW{1,1};
bobot_keluaran = net_keluaran.LW{2,1};
bias_hidden = net_keluaran.b{1,1};
bias_keluaran = net_keluaran.b{2,1};
jumlah_iterasi = tr.num_epochs;
epoch_mse_train = tr.perf;
epoch_mse_val = tr.vperf;
epoch_rmse_train = sqrt(tr.perf);
epoch_rmse_val = sqrt(tr.vperf);
nilai_keluaran = Y;
nilai_error_latih = E;
error_RMSE_latih =
sqrt((1/n)*sum(nilai_error_latih.^2));

save net.mat net_keluaran

% Hasil prediksi
hasil_latih = sim(net_keluaran,data_latih);
max_data = 6.5;
min_data = 1.5;
hasil_latih = ((hasil_latih-0.1)*(max_data-
min_data)/0.8)+min_data;

% Performansi hasil prediksi
target_latih_asli =
transpose(xlsread('D:\Engineering
Physics\Undergraduate Thesis\Data\Data Juanda
2.1_Visibilitas.xlsx','Visibility','F2:F1458'));

figure,
plot(epoch_rmse_train);
hold on
grid on
title('Performansi Pelatihan Visibilitas')
xlabel('Epoch')
ylabel('RMSE')

figure,
plot(target_latih_asli,'b-')

```

```

hold on
plot(hasil_latih,'r-')
hold on
grid on
title('Grafik Pelatihan')
% title(strcat(['Grafik Keluaran JST vs Target
dengan nilai MSE =
',num2str(error_RMSE_latih)]))
xlabel('Data ke-')
ylabel('Visibilitas (Mil)')
legend('Target','Prediksi')

% VALIDASI -----
-----

% load jaringan yang sudah dibuat pada proses
pelatihan
load net.mat

% Proses membaca data uji dari excel
Data2 = xlsread('D:\Engineering
Physics\Undergraduate Thesis\Data Juanda
2.1_Visibilitas.xlsx','Visibility','L1459:T1822'
);
data_uji = Data2(:,1:4)';
target_uji = Data2(:,5)';
[j,k] = size(data_uji);

% Hasil prediksi
hasil_uji = sim(net_keluaran,data_uji);
nilai_error_val = hasil_uji-target_uji;

hasil_uji = ((hasil_uji-0.1)*(max_data-
min_data)/0.8)+min_data;

% Performansi hasil prediksi
error_RMSE_val =
sqrt((1/k)*sum(nilai_error_val.^2));

```

```

target_uji_asli =
transpose(xlsread('D:\Engineering
Physics\Undergraduate Thesis\Data\Data Juanda
2.1_Visibilitas.xlsx','Visibility','F1459:F1822'
));

figure,
plot(target_uji_asli,'b-')
hold on
plot(hasil_uji,'r-')
hold on
grid on
title('Grafik Validasi')
% title(strcat(['Grafik Keluaran JST vs Target
dengan nilai MSE = ',num2str(error_RMSE_val)]))
xlabel('Data ke-')
ylabel('Visibilitas (Mil)')
legend('Target','Prediksi')

disp(['RMSE Pelatihan =
',num2str(error_RMSE_latih)]);
disp(['RMSE Validasi =
',num2str(error_RMSE_val)]);

save JST1_hn10.mat

```



## 2. Pemrograman Metode Jaringan Saraf Tiruan dan Algoritma Genetik.

```
%GENETIC ALGORITHM%
clear all; close all; clc

% Untuk tiap hidden node
% 1. Ganti dimension
% 2. Ganti 2 fungsi objektif
% 3. Ganti nama untuk save

%Pembangkitan Populasi dan Parameter
Npop      = 20;           %jumlah individu
Maxit     = 50;           %iterasi
el        = 0.8;          %elatism
Pc        = 0.8;          %probabilitas crossover
Pm        = 0.001;        %probabilitas mutasi
Nbit      = 20;           %jumlah bit
Dimension = 19; %jumlah variabel yg dioptimasi

%Constraint
Low = -1; % Lower Bound of Variables
Up = 1; % Upper Bound of Variables
LB = repmat(Low,1,Dimension);
UB = repmat(Up,1,Dimension);

%sesuai dengan constraint fungsi objektif
eBangkit    = [];
Individu    = [];
eIndividu   = [];
david       = [];
Dadatfit    = [];
Datfit      = [];
summary     = [];
eDadatfit   = [];
efitnessmax = [];
eIndividuMax = [];

Bangkit = round(rand(Npop,Nbit*Dimension));
```

```

popsize = size(Bangkit,1);

for i = 1:Dimension
    batas(i) = UB(i)-LB(i);
end
for i = 1:Npop
    for j = 1:Dimension
        Desimal(i,j) =
bi2de(Bangkit(i, ((j*Nbit)-(Nbit-
1)):(j*Nbit)), 'left-msb');
        Individu(i,j) =
        (Desimal(i,j)*batas(:,j)-
        batas(:,j)+LB(:,j)*(2^Nbit-1))/(2^Nbit-1);
    end
end

Datfit = [];
variabel = [];

% Fungsi Objektif -----
for i = 1:size(Individu,1)
    fitness = fobjga3(Individu(i,:));
    Datfit = [Datfit;fitness];
    [fitemax,nmax]=max(Datfit);
end

Dadatfit = [];
for generasi=1:Maxit
    disp('GA processing')
    disp(['Iteration : ' num2str(generasi)])
    clear command windows
    clear command history
    clear memory

    if generasi > 1
        sort_fit =
sortrows(sort,Nbit*Dimension+1);
        Individu1 = sort_fit(round((1-
el)*Npop+1):Npop,:);

```

```

        remain =
sort_fit(round(el*Npop)+1:Npop,:);

X = Individul;
M = size(X,1);

sumfitness = sum(Datfit);
for i=1:M
    Prob(i) = Datfit(i)/sumfitness;
end
for i=2:M
    Prob(i) = Prob(i)+Prob(i-1);
end
for i=1:M
    n=rand;
    k=1;
    for j=1:M-1
        if (n>Prob(j))
            k=j+1;
        end
    end
    Xparents(i,:) = X(k,:);
end

% Crossover
[M,d] = size(Xparents);
Xcrossed = Xparents;
for i=1:2:M-1
    c=rand;
    if (c<=Pc)
        p=ceil((d-1)*rand);
        Xcrossed(i,:) = [Xparents(i,1:p)
Xparents(i+1,p+1:d)];
        Xcrossed(i+1,:) =
[Xparents(i+1,1:p) Xparents(i,p+1:d)];
    end
end
if (M/2~=floor(M/2))
    c=rand;
    if (c<=Pc)

```

```

        p=ceil((d-1)*rand);
        str=ceil((M-1)*rand);
        Xcrossed(M,:) = [Xparents(M,1:p)
Xparents(str,p+1:d)]; %the first child is chosen
    end
end

% Mutasi
[M,d] = size(Xcrossed);
Xnew=Xcrossed;
for i=1:M
    for j=1:d
        p=rand;
        if (p<=Pm)
            Xnew(i,j)=1-Xcrossed(i,j);
        end
    end
end

disp('New fitness calculation');

Bangkit =
[Xnew(:,1:Nbit*Dimension);remain(:,1:Nbit*Dimens
ion)];
end
eBangkit = [eBangkit; Bangkit];

for i =1:Npop
    for j = 1:Dimension;
        Desimal(i,j) =
bi2de(Bangkit(i,((j*Nbit)-(Nbit-
1)): (j*Nbit)), 'left-msb');
        Individu(i,j) =
(Desimal(i,j)*batas(:,j)-
batas(:,j)+LB(:,j)*(2^Nbit-1))/(2^Nbit-1);
    end
end

Datfit = [];

```

```

% Fungsi Objektif -----
    for i = 1:Npop
        fitness = fobjga3(Individu(i,:));
        Datfit = [Datfit;fitness];
        [fitemax,nmax] = max(Datfit);
    end

    Dadatfit = Datfit;
    eDadatfit = [eDadatfit;Dadatfit];
    eIndividu = [eIndividu;Individu];
    [fitnessmax,nmax] = max(eDadatfit);
    efitnessmax = [efitnessmax;fitnessmax];
    BangkitMax = eBangkit(nmax,:);
    IndividuMax = eIndividu(nmax,:);
    eIndividuMax = [eIndividuMax;IndividuMax];
    BangkitMaxlast = BangkitMax;
    schedmax = BangkitMax;
    sort = [Bangkit Dadatfit];
    summary = [summary; sort];
    david = [david; Dadatfit];

clc

max_variable_design=IndividuMax(1,:)
max_objective_function=fitness(1,:)
RMSE = 1/max_objective_function

figure(gcf)
title('Grafik Nilai Maksimum GA','color','b')
xlabel('Jumlah Iterasi')
ylabel('Nilai Fungsi Obyektif')
grid on
hold on
plot(efitnessmax, 'DisplayName', 'efitnessmax',
'YDataSource', 'efitnessmax');
hold on
end
%SIMPAN SEMUA DATA-----
save ('GA1_HN_3.1.mat')

```

### 3. Fungsi Objektif Algoritma Genetik

```
function NilaiFitness=fobjgal(x)
variabelinput = xlsread('D:\Undergraduate
Thesis\Data Cuaca\Data\Data Juanda
2.1_Visibilitas.xlsx','Visibility','H2:K1458');
validasi = xlsread('D:\Undergraduate Thesis\Data
Cuaca\Data\Data Juanda
2.1_Visibilitas.xlsx','Visibility','L2:L1458');

% variabelinput = xlsread('D:\Undergraduate
Thesis\Data Cuaca\Data\Data Juanda 2.1_Kecepatan
Angin.xlsx','Wind','H2:K1458');
% validasi = xlsread('D:\Undergraduate
Thesis\Data Cuaca\Data\Data Juanda 2.1_Kecepatan
Angin.xlsx','Wind','L2:L1458');

data = 1457; % Jumlah Data

% 1 individu = seluruh bobot
t1=x(1);
t2=x(2);
t3=x(3);
t4=x(4);
t5=x(5);

t6=x(6);
t7=x(7);

%Input ke hidden
a1 = variabelinput(1:data,1)*t1;
b1 = variabelinput(1:data,2)*t2;
c1 = variabelinput(1:data,3)*t3;
d1 = variabelinput(1:data,4)*t4;
e1 = ones(data,1)*t5;

hn1 = [a1 b1 c1 d1 e1];
```

```

% Fungsi aktivasi hidden node
    for i = 1:data;
        nilaihn1(i,1) = sum(hn1(i,1:5));
    end;

% Hidden ke output
    fhn1 = tansig(nilaihn1)*t6;
    fhn2 = ones(data,1)*t7; %bias pada
output layer

    matrix =[fhn1,fhn2];

    for i = 1:data;
        nilaion(i,1)= sum(matrix(i,1:2));
    end;

% Fungsi aktivasi output layer

    prediksi = purelin(nilaion);

% Objective function
    selisih = prediksi - validasi;
    selisihkuadrat = selisih.^2;
    rmse = sqrt((sum(selisihkuadrat))/data);

NilaiFitness = 1/rmse;

```

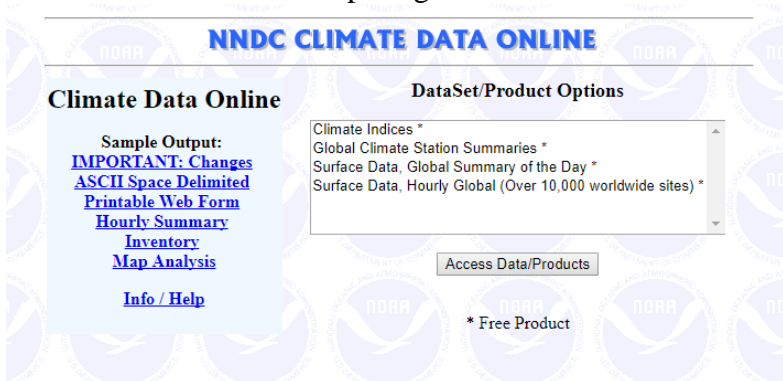
*Halaman ini sengaja dikosongkan*



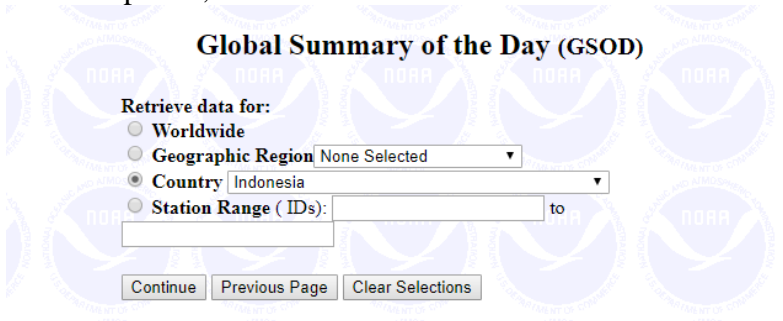
## LAMPIRAN D

Data cuaca harian pada Bandar Udara Internasional Juanda diperoleh dari *National Climatic Data Center, U.S. Department of Commerce* yang dapat diakses pada [www7.ncdc.noaa.gov/CDO/dataproduct](http://www7.ncdc.noaa.gov/CDO/dataproduct). Langkah-langkah untuk melakukan pengambilan data adalah sebagai berikut.

1. Buka halaman web pengambilan data pada alamat [www7.ncdc.noaa.gov/CDO/dataproduct](http://www7.ncdc.noaa.gov/CDO/dataproduct) dan akan muncul halaman seperti gambar dibawah.



2. Pada halaman tersebut pilih “Surface Data, Global Summary of the Day” pada kolom Data Set/Product Options, lalu klik “Access Data/Products”.



3. Lalu pilih negara dimana stasiun cuaca yang ingin diambil datanya yaitu pada baris “Country”, pilih “Indonesia”, dan klik continue.

**Global Summary of the Day (GSOD)**

**Retrieve data for:**

☒ Selected INDONESIA stations - Note: may be slow to load station list on next page

4. Akan muncul informasi mengenai stasiun pada negara mana yang akan diambil datanya. Klik continue.

**Global Summary of the Day (GSOD)**

**Selected INDONESIA stations - Note: may be slow to load station list on next page**

**Select Stations:**

SULTAN ISKANDARMUDA.....	96011099999	01/1973 to 06/2017	▲
SULTAN MAHMUD BADARUDDIN II.....	96221099999	05/1962 to 06/2017	
SULTAN SYARIF KASIM II.....	96109099999	01/1959 to 06/2017	
SULTAN THAHA.....	96195099999	01/1973 to 06/2017	
SUMBAWA BESAR.....	97260099999	02/1964 to 06/2017	
SUPADIO.....	96581099999	01/1973 to 06/2017	
<b>SURABAYA JUANDA.....</b>	<b>96935099999</b>	<b>01/1973 to 06/2017</b>	
SURABAYA/GEDANGAN.....	96937099999	10/1980 to 06/2017	
SURABAYA/PERAK.....	96933099999	05/1949 to 06/2017	
SUSILO.....	96559099999	12/1979 to 06/2017	
SYAMSUDIN NOOR.....	96685099999	10/1962 to 06/2017	▼

[Order by Station ID](#) - [Order by Station Name](#)

5. Lalu pilih Surabaya Juanda untuk mengambil data harian pada stasiun cuaca pada Bandara Internasional Juanda. Klik continue.

## Global Summary of the Day (GSOD)

**Select Date Restrictions:**

☒ **Use Date Range**

<== OR ==>

☐ **Use Selected Dates**

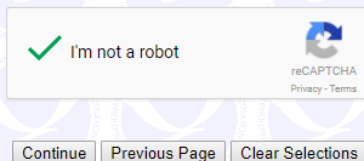
	Year	Month	Day
From	2016	11	01
To	2016	12	31

Year	Month	Day	Hour
1973	01	01	
1974	02	02	
1975	03	03	
1976	04	04	
1977	05	05	
1978	06	06	
1979	07	07	
1980	08	08	
1981	09	09	
1982	10	10	

**Tabular Data Output**

**Select Output Format:**

Space Delimited



6. Terdapat pilihan pada tanggal berapa saja data yang akan diambil. Jika ingin mengambil banyak data dalam jangka waktu tertentu, pilih “Use Date Range” lalu pilih tanggal awal dan akhir. Cek pada “I’m not a robot”. Lalu klik continue.

**NNDC CLIMATE DATA ONLINE**

**Climate Data Online, Data Output**

[CDO3714277382209.txt](#)

7. Kemudian akan muncul tautan yang dapat diunduh dalam format .txt.

Berikut ini merupakan data cuaca rata-rata harian Stasiun Cuaca Juanda pada tanggal 1 November hingga 31 Desember 2016.

**Tabel 1.** Cuaca Rata-Rata Harian Tanggal 1 November hingga 31 Desember 2016

TANGGAL	TEMP (°F)	DEWP (°F)	SLP (Milibar)	STP (Milibar)	VISIB (Mil)	MXSPD (Knot)	WDSP (Knot)
01-11-16	85.2	74.8	1008.7	1008.4	4.7	2.6	8
02-11-16	84.6	75.2	1009.1	1008.7	3.7	4.4	8.9
03-11-16	86.1	74.5	1009.2	1008.9	4.4	3.9	9.9
04-11-16	86.6	75.4	1008.9	1008.6	4	5.3	8
05-11-16	83.2	76.9	1009.7	1009.4	4.5	3.3	8
06-11-16	86.9	76.1	1010.5	1010.1	4.6	4.4	7
07-11-16	86.2	77.3	1010.8	1010.4	4.8	5.4	20
08-11-16	83.7	75.5	1010.7	1010.4	3.7	4.3	8
09-11-16	79.4	74.1	1011.7	1011.3	4.1	5.4	13
10-11-16	82.4	73.8	1010.9	1010.5	4.3	4.2	8.9
12-11-16	84	75.6	1009.9	1009.6	4.6	3.7	8
13-11-16	82.7	75.2	1009.2	1009	5	4.2	8
14-11-16	82.3	76.1	1008.8	1008.4	3.4	3.7	11.1
15-11-16	80.7	75.7	1009.4	1008.7	3.6	3.7	8.9
16-11-16	83.1	76.1	1008.9	1008.5	4	3.3	6
17-11-16	82	75.6	1008.7	1008.4	5	2.4	6
18-11-16	84.8	76.2	1007.7	1007.4	5	3.6	9.7
19-11-16	85.8	75.6	1007.5	1007.1	5	4.8	9.9
20-11-16	86.2	77.2	1007.3	1006.9	5.2	4.3	12
21-11-16	85.1	76.6	1007.9	1007.5	4.5	4.1	9.9
22-11-16	83.4	76.4	1008.8	1008.4	3.4	3	5.1
23-11-16	81.7	75.2	1008.1	1007.7	4.2	4.2	9.9

**Tabel 13.** Lanjutan.

TANGGAL	TEMP (°F)	DEWP (°F)	SLP (Milibar)	STP (Milibar)	VISIB (Mil)	MXSPD (Knot)	WDSP (Knot)
24-11-16	82.1	75.5	1007.6	1007.3	4.3	4.2	8
25-11-16	79.4	76.4	1008.3	1007.9	3.4	2.5	5.1
26-11-16	84.9	76.7	1007.8	1007.5	5	4	8.9
27-11-16	85.3	77.3	1008.1	1007.7	5.5	5.9	8.9
28-11-16	83	76.6	1009.2	1007.8	4.2	4.8	18.1
29-11-16	83.7	76.6	1009.5	1009.2	4.7	0.4	2.9
30-11-16	78.9	74.8	1010.2	1009.9	3	5.8	8.9
01-12-16	82.7	75.7	1009.2	1008.9	4.2	3.6	7
02-12-16	79.9	75.2	1008.9	1008.6	3.5	4.9	11.1
03-12-16	80.5	75	1008.9	1008.6	4.5	4.8	11.1
04-12-16	81.4	76	1007.9	1007.5	3.9	2.7	6
05-12-16	79.7	75.9	1007.6	1007.2	3.4	4	8
06-12-16	81.1	75.6	1007.5	1007.2	4.1	5	8
07-12-16	83	75.6	1007.4	1007	5.2	7.5	13
08-12-16	82.6	76.2	1006.5	1006.2	4.6	4.5	7
09-12-16	82.5	76.9	1006.6	1006.3	4.5	4.1	8
10-12-16	83.6	75.3	1007.4	1007	5.1	4.9	8.9
11-12-16	82.5	74.8	1008.2	1007.8	5.3	5.1	7
12-12-16	81.1	75.6	1009.3	1009	4.7	2.9	8
13-12-16	78.7	74.6	1009.5	1009.1	3.3	4	8
14-12-16	82.2	74.5	1009.1	1008.8	4	5.3	11.1
15-12-16	80.3	75.4	1009.2	1008.8	4.8	4.1	11.1
16-12-16	81.9	74.7	1008.3	1008	4.6	7.4	12
17-12-16	82.6	74.9	1008.7	1008.3	5.2	7.2	12
18-12-16	83.4	75.8	1008	1007.7	4.8	8.5	15
19-12-16	81.7	75.7	1007.1	1006.8	4.4	9.4	15
20-12-16	83.6	75.8	1005.6	1005.2	4.6	9.9	17.1

**Tabel 13.** Lanjutan.

<b>TANGGAL</b>	<b>TEMP (°F)</b>	<b>DEWP (°F)</b>	<b>SLP (Milibar)</b>	<b>STP (Milibar)</b>	<b>VISIB (Mil)</b>	<b>MXSPD (Knot)</b>	<b>WDSP (Knot)</b>
21-12-16	84.2	73.4	1006	1005.7	5.1	11.1	17.1
22-12-16	85	73.8	1005	1004.7	5.2	13	19
23-12-16	84	74.8	1005.5	1005.2	5	8.4	17.1
24-12-16	85.9	73.5	1006.2	1005.9	5.2	6	11.1
25-12-16	85.3	74.3	1007.2	1006.8	5	4.6	9.9
26-12-16	83.4	75.4	1007.6	1007.2	4.1	6.8	15
27-12-16	82	76.1	1006.8	1006.4	4.1	6.9	19
28-12-16	83	75.9	1008	1007.7	4.6	3.6	8.9
29-12-16	82.9	75.9	1008	1007.7	4.8	5.1	9.9
30-12-16	78.9	75.5	1008.7	1008.3	3.2	5.2	13
31-12-16	82.3	75.7	1008.2	1007.9	4.3	3.9	8

## LAMPIRAN E

Spesifikasi model metode gabungan JST-AG sebagai berikut:

- Prediksi visibilitas
  - Gambar arsitektur: dapat dilihat pada gambar 4.16
  - *Input: Temperature, Dew point, Sea level pressure, Station pressure*
  - *Input node: 4*
  - *Hidden layer: 1*
  - *Hidden node: 4*
  - *Output: Visibilitas*
  - *Output node: 1*
  - Fungsi aktivasi: Tangen Sigmoid/ Tangen Hiperbolik
  - Bobot terbaik: dapat dilihat pada Tabel 4.12
  - Individu: 20
  - Iterasi: 50
  - Probabilitas elitism: 0.8
  - Probabilitas cross over: 0.8
  - Probabilitas mutasi: 0.001
  - Dimensi: 25
  - Jumlah bit: 20
- Prediksi kecepatan angin
  - Gambar arsitektur: dapat dilihat pada gmabar 4.20
  - *Input: Dew point, Sea level pressure, Station pressure, Maximum wind speed*
  - *Input node: 4*
  - *Hidden layer: 1*
  - *Hidden node: 10*
  - *Output: Kecepatan Angin*
  - *Output node: 1*
  - Fungsi aktivasi: Tangen Sigmoid/ Tangen Hiperbolik
  - Bobot terbaik: dapat dilihat pada Tabel 4.13

- Individu: 20
- Iterasi: 50
- Probabilitas elitism: 0.8
- Probabilitas cross over: 0.8
- Probabilitas mutasi: 0.001
- Dimensi: 61
- Jumlah bit: 20

Spesifikasi model metode JST sebagai berikut:

- Prediksi visibilitas
  - Gambar arsitektur: dapat dilihat pada gambar 4.8
  - *Input: Temperature, Dew point, Sea level pressure, Station pressure*
  - *Input node: 4*
  - *Hidden layer: 1*
  - *Hidden node: 3*
  - *Output: Visibilitas*
  - *Output node: 1*
  - Fungsi aktivasi: Tangen Sigmoid/ Tangen Hiperbolik
  - *Learning rate ( $\alpha$ ): 0.01*
  - Bobot terbaik: dapat dilihat pada Tabel 4.8
- Prediksi kecepatan angin
  - Gambar arsitektur: dapat dilihat pada gambar 4.12
  - *Input: Dew point, Sea level pressure, Station pressure, Maximum wind speed*
  - *Input node: 4*
  - *Hidden layer: 1*
  - *Hidden node: 8*
  - *Output: Kecepatan Angin*
  - *Output node: 1*
  - Fungsi aktivasi: Tangen Sigmoid/ Tangen Hiperbolik
  - *Learning rate ( $\alpha$ ): 0.01*
  - Bobot terbaik: dapat dilihat pada Tabel 4.9



## Prediktor Cuaca Penerbangan

Wilayah Bandar Udara Internasional Juanda, Surabaya  
7.3789° LS, 112.7873° BT



Imagery ©2017 DigitalGlobe, Map data ©2017 Google

### Data Cuaca Rata-Rata Harian

Suhu Udara	<input type="text" value="85.9"/>	Fahrenheit
Titik Embun	<input type="text" value="76.6"/>	Fahrenheit
Tekanan Udara di Permukaan Laut	<input type="text" value="1010.3"/>	Milibar 2
Tekanan Udara di Stasiun Cuaca	<input type="text" value="1009.9"/>	Milibar
Kecepatan Angin Maksimum	<input type="text" value="42.9"/>	Knot

### Prediksi Cuaca Hari Berikutnya

Kecepatan Angin	<input type="text" value="11.155"/>	Knot	<input type="text" value="Tidak Aman"/>
Visibilitas	<input type="text" value="4.89516"/>	Mil	<input type="text" value="Aman"/>
	<input type="text" value="7877.97"/>	Meter	
<input type="button" value="Prediksi"/>	<input type="button" value="Reset"/>	<input type="button" value="STOP"/>	

